

Юго-Западный государственный университет

На правах рукописи

Добровольский Илья Игоревич

**АВТОМАТИЗИРОВАННАЯ СИСТЕМА
ПРОГНОЗИРОВАНИЯ И ПРОФИЛАКТИКИ ВЕНОЗНОГО
ТРОМБОЭМБОЛИЗМА ПРИ ЭНДОПРОТЕЗИРОВАНИИ
КРУПНЫХ СУСТАВОВ**

Специальность 05.11.17 – Приборы, системы и изделия
медицинского назначения

Диссертация на соискание ученой степени
кандидата технических наук

Научный руководитель
доктор технических наук, доцент
Крупчатников Роман Анатольевич

Курск – 2018

Содержание

Введение.....	4
1. Современные системы поддержки принятия диагностических решений в медицине (анализ применения прогнозирования тромбоэмболии).....	14
1.1 Проблемы и методы диагностики прогноза тромбоэмболии.....	14
1.2 Системы поддержки принятия диагностических решений.....	20
1.3 Методы синтеза решающих правил.....	29
1.4 Способы выбора информативных признаков.....	41
1.5 Логические нейронные сети (перспективы применения в медицине).....	49
1.6 Состояние исследований и анализ технических и алгоритмических решений в исследуемой области.....	56
1.7 Цели и задачи исследования.....	66
2. Методы и модели принятия решений по прогнозу тромбоэмболии при эндопротезировании крупных суставов.....	68
2.1 Объект, методы и средства исследований.....	68
2.2 Метод формирования множества признаков на основе комплексного анализа информативности.....	91
2.3 Структура и алгоритм обучения модифицированной логической нейронной сети на основе метода группового учета аргументов.....	95
2.4 Синтез и применение решающих правил для прогнозирования форм тромбоэмболии и ее исходов на основе анализа результатов обследования и опросника.....	108
Выводы второй главы.....	119
3. Автоматизированная система поддержки принятия решений прогноза тромбоэмболии.....	121

3.1 Информационно-аналитическая модель автоматизированной системы поддержки принятия решений на основе прямых и обратных решающих правил.....	121
3.2 Обобщенная структура автоматизированной системы поддержки принятия решений при эндопротезировании крупных сосудов.....	128
3.3 Схемы применения автоматизированной системы поддержки принятия решений в клинических условиях и для повышения квалификации медицинских работников	132
3.4 Содержание интерфейса работы системы поддержки принятия решений прогноза форм и исходов тромбоэмболии.....	137
Выводы третьей главы.....	143
4. Результаты исследования эффективности функционирования системы поддержки принятия решений прогноза тромбоэмболии в клинических условиях	145
4.1. Формирование множества информативных признаков прогноза тромбоэмболии при эндопротезировании крупных суставов.....	145
4.2 Результаты синтеза решающих правил на клиническом материале	154
4.3 Результаты применения решающих правил прогноза тромбоэмболии при эндопротезировании.....	161
Выводы четвертой главы	166
Заключение	167
Список сокращений и условных обозначений.....	169
Список использованных информативных источников	171

Введение

Актуальность темы.

Среди причин возникновения инвалидности и убыли населения России тромбоэмболии занимают второе место после сердечно-сосудистых заболеваний, а у категории лиц трудоспособного возраста - первое место и составляют 45% в структуре различных причин (Мишустин В.Н.). Частота возникновения различных форм тромбоэмболии у людей, которым выполняли эндопротезирование, достигает 60% (Agnelli G.). Это напрямую связано с несвоевременной диагностикой и, как следствие, лечения и профилактики заболевания.

Для повышения качества и результативности медицинского обслуживания населения в стране Министерство здравоохранения определило интенсификацию научно-практических исследований в области применения современных информационных и компьютерных технологий в медицине. Различные направления изысканий и практических достижений, проводимых в настоящее время в данной области освещены, в работах: Дмитриевой В.И, Куликовского Л.Ю. Шаповалова В.В., Воронцова И.М., Чеченива Г.И., Кобринского Б.А., Немирко А.П., Лищука В.А., Гельмана В.А., Гавриловой Т.А., Хейс-Рот Ф, Петрова А.И. , Дюка В.А. И др.

Между тем, несмотря на большое количество исследований, актуальной остается проблема автоматизации принятия своевременных диагностических решений в клинической и превентивной медицине о возможностях развития катастрофических и быстро прогрессирующих заболеваний, к каковым, безусловно, относятся тромбозы и эмболии.

Таким образом, повышение качества прогнозирования возникновения и развития тромбоэмболий и их исходов в до и послеоперационный периоды путем разработки и исследования методов и алгоритмов формирования базы знаний и функционирования

автоматизированной интеллектуальной системы поддержки решений на основе анализа многомерной гетерогенной информации, получаемой в ходе осмотра пациента, наблюдения за его состоянием, анализа истории болезни и клинических предрасположенностей, является *актуальной научно-технической задачей*.

Степень разработанности темы исследования.

Существующие методы лабораторной диагностики тромбоэмболии (венография, реоплетизмография, дуплексное сканирование), имея свои преимущества и недостатки, не дают чёткого представления о показаниях к их применению.

В настоящее время в клинической практике и в системе повышения профессионального уровня медицинских работников нашли применение следующие системы диагностики и терапии тромбоэмболизма (в том числе в процессе эндопротезирования): система экспресс-диагностики тромбов и эмболий (Ерушова Н.А.), технология дифференциальной диагностики тромбозов (Ноздрачев А. Ю.), скрининг тромбоза глубоких вен (Clinical Preventive Strvices), автоматизированная система прогнозирования тромбоэмболических осложнений при травме (Мишустин В.Н., Лазаренко В.А, Труфанов В.И.). Таким образом, современный этап характеризуется комплексным, системным анализом прямых и латентных показателей различной модальности, представленных в различных метриках, позволяющих диагностировать предрасположенность и риск развития тромбоэмболии.

Анализ существующих методов, технологий и алгоритмов, аппаратных и программных средств их информационной поддержки позволяет сделать вывод, что в них недостаточно внимания уделяется ранжированию и формированию множества информативных признаков, представленных в виде логических переменных, адаптивному синтезу логических решающих правил, совместному использованию результатов

объективного (лабораторные исследования и результаты осмотра) и субъективного (ответы на вопросы анкеты) анализов. Это сказывается на качестве и результативности применения автоматизированных систем поддержки принятия решений в ходе лечебно-диагностического процесса и создает предпосылки для построения и эксплуатации автоматизированных систем поддержки принятия решений по прогнозированию тромбоэмболических осложнений (СППР ПТ) у больных в до и после операционный периоды и применяющихся как в клинических условиях, так и в процессе повышения квалификационного уровня медицинских работников.

Предметом исследования являются методы и алгоритмы формирования множеств информативных признаков, представленных логическими и бальными значениями, а так же синтеза решающих правил, позволяющих прогнозировать развитие типовых форм тромбоэмболии и их исходов при эндопротезировании крупных суставов.

Объектом исследования является автоматизированная система прогноза тромбоэмболии и ее исходов при эндопротезировании крупных суставов на основе анализа множества информативных признаков, характеризующих состояние пациента.

Целью диссертационной работы является повышение качества прогнозирования возникновения и развития тромбоэмболии при эндопротезировании крупных суставов путем разработки методов, моделей, алгоритмов и программного обеспечения для автоматизированной интерактивной системы поддержки принятия решений врача-хирурга.

Для достижения поставленной цели решены следующие **задачи**:

1. Выполнен анализ существующих способов и технологий прогноза тромбоэмболии и автоматизированных систем поддержки принятия решений (СППР) медицинского назначения.

2. Разработан метод формирования множества информативных признаков, представленных логическими значениями.
3. Разработана структура и алгоритмы функционирования модифицированной логической нейронной сети для синтеза условий активации продукционных решающих правил классификационного типа.
4. Разработан метод синтеза решающих правил прогнозирования типовых форм тромбозов и их исходов, на основе результатов обследования и опросника.
5. Разработана схема использования СППР для применения в клинической медицине и повышения квалификации медицинских работников.
6. Получены решающие правила прогнозирования возникновения типовых форм тромбозов и осуществлена оценка эффективности их применения на клинически подтвержденных и репрезентативных данных.
7. Реализовано внедрение материалов исследований в клиническую практику и учебный процесс.

Научная новизна исследований. В диссертации получены следующие результаты, характеризующиеся научной новизной:

- метод формирования множества информативных признаков, представленных логическими значениями, отличающийся использованием различных критериев, агрегирующихся в интегральную оценку информативности с использованием коэффициентов конкордации Кендалла, и позволяющий решать задачу формирования признакового пространства в условиях небольших объемов регистрируемой информации с учетом гетерогенной специфики структуры данных;
- структура и режим обучения искусственной логической нейронной сети, отличающиеся использованием метода группового учета аргументов (МГУА) при синтезе бинарных логических нейронов;

- метод синтеза решающих правил продукционного типа, отличающийся использованием комбинаций информации, представляемой бинарными и порядковыми шкалами, позволяющий синтезировать прогностические и диагностические модели, составляющие основу базы знаний СППР ПТ;
- математические модели продукционных решающих правил развития форм тромбоэмболии, отличающиеся использованием самоорганизационной иерархической бинарной нейронной сети для синтеза условий активации продукций, позволяющие прогнозировать развитие тромбоэмболии и ее исходов при эндопротезировании крупных суставов с диагностической эффективностью не менее 0,85.

Теоретическая и практическая значимость работы состоит в развитии технологии синтеза решающих продукционных правил в задачах повышения качества медицинского обслуживания пациентов после хирургических операций в условиях гетерогенного признакового пространства на основе самоорганизационного подхода и теории уверенности. Предлагаемая логическая нейронная сеть позволяют идентифицировать условия активации решающих правил продукционного типа, аргументами которых являются логические переменные. Для обеспечения возможности настройки сети при большом количестве признаков, предлагается ее модификация, основанная на методе группового учета аргументов самоорганизационного последовательного усложнения структуры логической функции – условия активации. Полученные в работе решающие правила по прогнозированию возможности возникновения различных форм тромбоэмболии и их исходов в до и после операционные периоды составляют основу базы знаний системы поддержки принятия решений, позволяющей оперативно оценить уверенности в развитии и последствиях тромбоэмболии при эндопротезировании крупных суставов. Это дает возможность существенным образом уменьшить последствия операционного

вмешательства и повысить качество лечебно-профилактической помощи больным в до и после операционные периоды.

Работа выполнена в рамках федеральной целевой программы «Исследования и разработки по приоритетным направлениям развития научно-технологического комплекса России на 2014 - 2020 годы» («Проведение прикладных научных исследований в области биоинформационных технологий», уникальный идентификатор прикладных научных исследований (проекта) RFMEFI57614X0071) и в соответствии с научным направлением Юго-Западного государственного университета «Разработка медико-экологических информационных технологий»

Результаты диссертационного исследования апробированы и внедрены в клинические учреждения и учебный процесс. По четырем программным продуктам получены свидетельства о государственной регистрации программы для ЭВМ.

Положения, выносимые на защиту.

1. Множество информативных признаков, размерность которого оптимизируется в результате применения нескольких методологически различных способов оценки информативности, позволяет повысить оперативность принятия решения о лечении или профилактике пациента.
2. Искусственная логическая нейронная сеть на основе самоорганизационных принципов метода группового учета аргументов, позволяет при большом объеме признаков пространства и малом объеме обучающей выборки идентифицировать адекватные условия активации решающих правил с приемлемыми для клинических условий значениями уверенностей в прогнозе рассматриваемых форм тромбозов.
3. Метод синтеза решающих правил, учитывающий результаты обследования пациента и применения опросника, позволяет формировать

базу знаний СППР по прогнозу возникновения и развития тромбоза для оперативного анализа состояния больного в послеоперационный период с показателями качества не ниже 0.85.

4. Полученные решающие правила, учитывающие значения признаков, регистрируемых в процессе осмотра и анализа анамнеза пациента, позволяют прогнозировать возникновение и развитие типовых форм тромбоза и их исходов с диагностической эффективностью $0,85 \pm 0,03$, улучшают качество прогнозирования на 12-14% , по сравнению с существующими аналогами.

5. Система поддержки принятия решений прогноза различных форм тромбоза и их исходов позволяет повысить оперативность и результативность терапевтического процесса в послеоперационный период и осуществлять имитационное моделирование в обучающем процессе повышения квалификационного уровня медицинских работников.

Результаты работы внедрены в учебном процессе Юго-Западного государственного университета при подготовке магистров направления 12.04.04 «Биотехнические системы и технологии» и используются в медицинской практике отделения общей хирургии ГБУЗ «Сузенская центральная районная больница», отделении травматологии НУЗ Отделенческой больницы на ст. Курск ОАО «РЖД».

Методология и методы исследований. Для решения поставленных в работе задач использованы: методы теории распознавания образов, экспертного оценивания и принятия решений; методология искусственного интеллекта; прикладная математическая статистика; нейросетевые технологии и самоорганизационное моделирование. В качестве инструментария применялись пакеты ПО статистического анализа (*Excel, Statistica*) и авторские программные продукты, осуществляющие дифференциальную диагностику и поддерживающие

интерфейс СППР ПТ с лицом принимающим решение (ЛПР) – лечащим врачом.

Степень достоверности и апробации результатов. Результаты исследования показали воспроизводимость в различных условиях, и не противоречат результатам, полученными другими исследователями в аналогичной предметной области. Методы, модели, алгоритмы, используемые в СППР ПТ при эндопротезировании, базируются на теории распознавания образов и принятия решений, и согласуются с ранее опубликованными результатами теоретических и экспериментальных исследований по теме диссертационного исследования.

Основные теоретические положения и научные результаты диссертационной работы докладывались, обсуждались и получили положительную оценку на международных конференциях: Медико-экологические информационные технологии-2015 (Курск, 2015), Медико-экологические информационные технологии-2016 (Курск, 2016), 3rd International Conference «Research, Innovation and Education» (Лондон, 2016), XII Russian-German Conference on Biomedical Engineering (Суздаль, 2016), Медико-экологические информационные технологии-2017 (Курск, 2017), VII Международная молодежная научная конференция Молодежь и XXI век - 2017 (Курск 2017), 4-ая молодежная научная конференция Юность и Знания - Гарантия Успеха - 2017 (Курск, 2017), XV Международная научно-практическая конференция WORLD SCIENCE: PROBLEMS AND INNOVATIONS (Пенза 2017), Международная научная конференция Quality of life in patients with various no so logical forms (Италия, 2017).

Соответствие содержания диссертации научной специальности.

Диссертация и автореферат Добровольского И.И. соответствуют п. 2. «Значение решения научных, технических, медико-биологических проблем и проблем приборного и инструментального развития современных

медицинских технологий и информационного их обеспечения для задач здравоохранения состоит в создании высокоэффективных инструментов, приборов, оборудования, изделий, систем, комплектов, 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» паспорта научной специальности 05.11.17 - Приборы, системы и изделия медицинского назначения (технические науки).

Публикации. Основные результаты диссертационного исследования отражены: в 19 научных работах, из них 6 статей в ведущих рецензируемых научных журналах, рекомендованных в действующем перечне ВАК; 4 свидетельства о регистрации программ для ЭВМ.

Структура и объем диссертации. Диссертация состоит из введения, четырех разделов, заключения и библиографического списка, включающего 136 отечественных и 44 зарубежных наименований. Работа изложена на 191 странице машинописного текста, содержит 17 рисунков и 22 таблицы.

В первой главе приводятся результаты информационно-аналитического обзора по проблематике диссертационного исследования, поставлены цели и задачи исследования.

Вторая глава посвящена рассмотрению теоретических аспектов впервые решаемых научно-практических задач: нового метода формирования множества информативных признаков, принимающих логические значения; структуре и режимам функционирования логической нейронной сети, используемой для синтеза правил активации продукционных решающих правил; методам синтеза решающих правил по

результатам опросника и обследования пациента в до и после операционные периоды.

В третьей главе описаны структура, интерфейс и принципы функционирования автоматизированной системы поддержки принятия решений по прогнозу различных форм тромбозов и их исходов (СППР ПТ). Рассматриваются возможности ее использования в клинической практике и в обучающем процессе (при повышении квалификационного уровня медицинского работника).

Четвертая глава диссертации посвящена анализу результатов практической реализации результатов работы на примере клинически подтвержденных медицинских данных. Приведены:

- множества информативных признаков для опросника и обследования и параметры решающих правил, полученные на клинически подтвержденных данных;
- правила активации решающих правил, полученные с помощью логических нейронных сетей;
- значения показателей качества использования полученных решающих правил.

1. Современные системы поддержки принятия диагностических решений в медицине (анализ применения прогнозирования тромбоемболии)

1.1 Проблемы и методы диагностики прогноза тромбоемболии

Тромбоемболия (ТЭ) – это острая закупорка кровеносных сосудов тромбами, попавшими в циркулирующую кровь, ведущая к прекращению кровоснабжения по этим сосудам соответствующих тканей и органов [22]. ТЭ составляя 99% различных видов эмболий относится к повышенно рисковому, требующим неотложного терапевтического воздействия, осложнениям заболеваний, сопровождающихся образованием внутри сосудистых и-или внутрисердечных тромбов в результате гиперкоагуляции крови, поражением сосудистых стенок. Состояние, при котором отмечается повышенная склонность к внутрисосудистому тромбообразованию и повторным ТЭ называется тромбоемболической болезнью [125].

Одной из задач диссертационного исследования является выявление факторов риска и наиболее эффективных методов и средств диагностики тромбоемболии и ее последствий, построение алгоритмов прогнозирования патологических процессов.

Систематизация факторов риска данных заболеваний, согласно [126], представлена в таблице 1.1.

Среди внешних факторов доминируют травмы и инфекции, причем в первом случае прогноз тромбоемболии наиболее вероятен (особенно в случае травм нижних конечностей, поскольку они испытывают большее напряжение). Например, при переломах костей голени этот показатель составляет 59%, а при переломе бедра – 67%. Частота тромбоза глубоких

вен нижних конечностей в травматологии при переломах бедра составляет 53-76% .

Таблица 1.1 Классификация факторов риска

Кластеры патологий	Факторы
Сосудистые и иные патологии	Артериальная гипертензия, частые сосудистые кризы, сахарный диабет
Нарушения обменных процессов	Гипергликемия, ожирение, нарушение метаболизма
Внешние факторы	Травма, инфекция, ожоги
Физиологические особенности	Конституция тела, генетическая предрасположенность, возрастные особенности
Образ жизни	Психологическое напряжение, курение, наркомония, уровень физической активности, загрязненность среды обитания

Установлена достоверная зависимость частоты ТГВНК от возраста пострадавшего. По данным Скороглядова А.В. и Копенкина С.С. [60, 116] частота развития ТГВ при различных повреждениях представлена в таблице 1.2.

Таблица 1.2 Частота развития ТГВ при различных повреждениях

Вид повреждения или оперативного вмешательства	Частота ТГВ в %
Переломы позвоночника	68
Переломы таза	61
Переломы бедра	80
Переломы большой берцовой кости	77
Переломы лодыжек	74
Сочетанная травма (нижние конечности и ЧМТ)	77
Артротомии коленного сустава	25
Пателэктомии	50
Частота проксимального ТГВ на 7-21 день без профилактики	18,1

Внутрисосудистое тромбообразование является сложным процессом, обусловленным воздействием многих факторов. Для постановки точного диагноза и назначения своевременного лечения, необходимы надежные и качественные средства диагностики тромбоэмболии.

Опасность развития тромбоэмболических осложнений сопряжена с травматическими повреждениями (в том числе, в послеоперационный период).

По данным Knudson M.M. et al. [145, 169] факторами риска тромбоэмболических венозных осложнений являются: иммобилизация более трех дней, возраст 30 лет и старше, перелом костей таза или нижних конечностей. Данные получены автором на основании изучения частоты ТГВНК и ТЭЛА у 400 пациентов с травмами различной локализации. На основании изучения ТЭЛА и ТГВНК у больных после перенесенных артропластик тазобедренного и коленного сустава Paiement G.D. et al. [166] установили, что к факторам риска этой патологии относятся: сосудистые повреждения, активация свертывания крови, венозный стаз и операция на нижних конечностях. Fisher C.G. et al. [150] выявлено, что к факторам риска возникновения ТЭЛА относится является перелом костей таза, при котором это осложнение встречается в 11% случаев. Agnelli G. [136, 137] к клинически установленным факторам высокого риска относит: множественную травму, большие ортопедические операции, повреждение спинного мозга и операции у онкологических больных Brandjes D.P. [и др.] [143, 187, 144, 162] в качестве факторов высокого риска для возникновения ТГВНК и ТЭЛА выделяет следующие: большие ортопедические операции (хирургия бедра и коленного сустава- 50%) и абдоминальная хирургия (20%). К другим хорошо известным факторам риска относятся ингибиторы свертывания крови (протеин С, протеин S и антитромбин 3).

При протезировании тазобедренного и коленного суставов % риска ТГВНК составляет 45-60% и 84% соответственно. При этом процент риска

развития смертельной ТЭЛА составляет 1-5%. Также установлено, что % риска развития проксимального флеботромбоза составляет 20% после протезирования тазобедренного сустава и 20% после операции на коленном суставе. Соответственно дистальный флеботромбоз развивается в 40-70% случаев.

В таблице 1.3 приведено обобщение изученного материала [70]

Таблица 1.3 Факторы риска ТГВНК и ТЭЛА для различных групп пациентов

Группы риска	Факторы риска
Травматологические больные	1. Случайная травма 2. Хирургические больные -ортопедические операции (бедро и колено) -длительность операции более 30 минут
Дополнительные факторы риска	1. Возраст (старше 40 лет) 2. Ожирение 3. Опухоли 4. ТГВНК или ТЭЛА в анамнезе 5. Иммобилизация (постельный режим, гипс) 6. Беременность 7. Прием оральных контрацептивов 8. Большой операционный доступ
Клинические расстройства, предрасполагающие к ТЭЛА	1. Варикозная болезнь 2. Сердечная недостаточность или инфаркт 3. Инсульт 4. Нефротический синдром 5. Тромбоцитоз 6. Полицитемия 7. Системная красная волчанка 8. Инфекция

Баешко А.А. [18] предлагает больных распределить по факторам риска на группы:

- низкий риск - лица, возраст которых превышает 40 лет, операция менее 1 часа, анамнез не отягощен, вес тела в норме. Пациенты с низким риском активировались после операции через 2 дня. Частота ТЭЛА составила 0,7% и летальность-0,02%;

- средний риск - пациенты более 40 лет, длительность операции более 1 часа, имеют ожирение, недостаточность кровообращения, варикозную болезнь, сахарный диабет, онкопатологию, инфаркт миокарда. Постельный режим был 3-5 дней. Частота ТЭЛА-2%, летальность-0,76%;
- высокий риск - все больные с ХВН или эпизодами венозной тромбоэмболии в анамнезе. Частота ТЭЛА-6%, летальность-2,8%;
- очень высокий риск - больные старше 60 лет, при сочетании ХВН с ожирением, длительность операции более 2 часов. Частота ТЭЛА - 8%, летальность, связанная с ней - 4% [136].

Степень риска представлена в таблице 1.4.

Таким образом, имеющиеся в настоящее время обширные данные о факторах и степенях риска ТГВНК и ТЭЛА касаются исследований состояния общехирургических больных. Между тем, выделение факторов риска венозных тромбоэмболических осложнений, коррелируемых с травмой, позволит проводить диагностическое прогнозирование осложнений у травматологических больных.

В целях улучшения качества диагностической информации и результативности принимаемого решения, особенно на этапе превентивной медицины, комплексное исследование (по нескольким методам) не только не целесообразно, но и зачастую невозможно.

Необходимость комплексного исследования, связано со следующими причинами:

- формирование итоговой диагностической гипотезы по совокупности информации, полученной разными методами;
- недостаточная специфичность гипотез по итогам отдельного метода;
- возможная недостаточная компетентность медицинского работника при анализе информации итогов отдельного метода.

Таблица 1.4 Степень риска послеоперационных венозных тромбозных осложнений

Риск	Факторы риска, связанные с:		Способы профилактики
	Операцией	Состоянием больного	
Низкий (IA)	I. Неосложненные вмешательства продолжительностью до 45 мин (аппендэктомия, грыжесечение, роды, аборт, трансуретральная аденомэктомия)	A.- отсутствуют	-Ранняя активация больных* -Эластическая компрессия нижних конечностей*
Умеренный (IB, IC, IIА, IIВ)	II. Большие вмешательства (холецистэктомия, резекция желудка или кишечника, осложненная аппендэктомия, кесарево сечение, ампутация матки, артериальная реконструкция, чрезпузырная аденомэктомия, остеосинтез костей голени)	B.-Возраст>40 лет -Варикозные вены -Прием эстрогенов -Недостаточность кровообращения -Постельный режим > 4 дней -Инфекция -Ожирение -Послеродовый период (6 недель)	НМГ (Клексан 20 мг) x 1 раз в день п\к или НФГ 5000 ед.х2-3 раза в день п\к или длительная прерывистая компрессия ног
Высокий (III, IIIА, IIIВ, IIIС)	III. Расширенные вмешательства (гастрэктомия, панкреатэктомия, колэктомия, экстирпация матки, остеосинтез бедра, ампутация бедра, протезирование суставов)	C.-Онкологические заболевания -ТГВ и ТЭЛА в анамнезе -Паралич нижних конечностей -Тромбофилии	НМГ (Клексан 40 мг) x 1 раз в день п\к или НФГ 5000-7500 ед. х3-4 раза в день п\к+ методы ускорения венозного кровотока
Особые случаи			Лечебные дозы НМГ или НФГ+парциальная окклюзия НПВ

Таким образом, для повышения результативности диагностического процесса существует проблема повышения качества диагностики каждого метода по отдельности и-или совокупности методов (специфичности, чувствительности, эффективности), для разрешения которой предлагается использовать достижения в области искусственного интеллекта в части анализа полимодальной многофакторной информации, представленной в различных метриках.

1.2 Системы поддержки принятия диагностических решений

В процессе медицинского обследования регистрируется большое количество информации, анализ которой позволяет ставить пациенту адекватный диагноз. Качественная обработка (с адекватными проектными решениями) результатов обследования пациента, представленной в полимодальной метрике, с учётом информативности её как в целом, так и отдельных составляющих, является актуальной проблемой. Применение системы искусственного интеллекта в составе системы поддержки принятия решений позволяет решить указанную проблему на основе современных информационных и компьютерных технологий.

Разработка компьютерных технологий диагностики требует обязательной стандартизации, формализации и унификации медицинского обеспечения программного и аппаратного обеспечения медицинского назначения.

В современных условиях оказание услуг пациентам медицинских учреждений осуществляется при непрерывном развитии информационных технологий, оснащении медицинских учреждений новыми приборами и устройствами. Развитие медицинской техники и технологий обслуживания пациентов находит свое отражение во всех сферах деятельности медицинских учреждений в виде создания и внедрения специализированных медицинских программ, проектов комплексной автоматизации медицинских учреждений, внедрения телемедицинских технологий [177, 95].

Интенсификация работы медицинского персонала и внедрение современных технических устройств приводит к увеличению объема информации, который должен обрабатывать медицинский работник. Это свидетельствует в пользу необходимости применения специальных программных систем для решения самых разных задач в медицинских

учреждениях, начиная от простых хозяйственных задач и кончая сложными задачами принятия решений, связанных с управлением медицинским учреждением, идентификацией состояния пациентов и лечением. Кроме того, разработка способов выражения медицинской информации и средств, для ее обработки и передачи, должна соответствовать международным стандартам.

Решение задачи обуславливает применение как формальных, так и эвристических подходов к разработке моделей, адекватно описывающих процессы сбора, обработки, хранения и передачи информации, а также проектирование специальных программных систем для всесторонней информатизации деятельности медицинских учреждений. Одним из эффективных программных средств, наиболее полно решающим данную задачу, являются Системы Поддержки Принятия Решений (СППР).

Выделяют два основных вида СППР:

- EIS (Execution Information System) – информационные системы руководства предприятием - ориентированы на неподготовленных пользователей, имеют упрощенный интерфейс, базовый набор предлагаемых возможностей и фиксированные формы представления информации;
- DSS (Decision Support System) – полнофункциональные системы анализа и исследования данных, рассчитанные на подготовленных специалистов, имеющих знания, как в части предметной области исследования, так и в части компьютерной грамотности [122].

В сфере здравоохранения системы поддержки принятия решений используются для решения следующих задач:

- управление различными составляющими элементами ЛПУ (лаборатории, коечный фонд, аптечный фонд и т.д.);
- помощь в диагностике заболеваний и выбор методов лечения на основе накопленной статистики и экспертных знаний;

- автоматизированная генерация отчетных материалов;
- снижения рисков, связанных с медикаментозным лечением.

Таким образом, применяемые системы поддержки принятия решений являются удобным интеллектуальным средством, направленным на решение существующих основных проблем современного здравоохранения. Развитие подобных систем приведет к повышению эффективности работы врачей на всех этапах диагностирования и лечения.

Проблема выбора при принятии решений присутствует абсолютно во всех сферах деятельности современного человека. Люди должны принимать решения в любом месте и в любое время. Принимаемое решение, очевидно, должно быть наилучшим из возможных альтернативных, однако рассмотреть все аспекты и детали, которые могут влиять на выбор достаточно сложно "узким" специалистом-медиком.

Современные системы поддержки принятия решений могут быть охарактеризованы как системы, направленные на решение задач повседневной управленческой деятельности, которые также являются инструментом, созданным с целью оказания помощи лицам, принимающим решения. С помощью систем поддержки принятия решений производится выбор альтернатив среди некоторых неструктурированных и слабоструктурированных задач, в том числе и многокритериальных.

Рассматривая СППР через призму теории принятия решений, можно выделить три типа поддержки решений [96]: информационная, модельная, экспертная.

Указанные три типа поддержки решений реализуемых в СППР, являются информационными системами для решения ряда плохо структурированных задач и генерировании новых альтернатив:

Пример классификации информационных систем приведен на рисунке 1.1:



Рисунок 1.1 Классификация информационных систем

Основным предназначением автоматизированных систем поддержки принятия решений (СППР) в медицинских системах является классификация биообъекта и прогноз его поведения [6], в зависимости от различных ситуаций. Поскольку адекватное описание поведения биообъекта как реакции на изменения внутренней и внешней сред, внешней и автономной систем управления, отражаемое численными или семантическими значениями регистрируемых или латентных наблюдаемых и управляемых переменных – признаков, то адекватность формирования множества информативных признаков является актуальной задачей.

Особую значимость указанная процедура начального этапа формирования базы знаний СППР приобретает в автоматизированных системах поддержки превентивной медицины, включая повышение качества скрининг диагностики заболеваний [100].

В связи с хорошей формализацией процесс дифференциальной диагностики патологических состояний развитие СППР в данном направлении получили наибольшее распространение.

Основная трудность дифференциальной диагностики заключается в том, что похожие симптомы и признаки встречаются при многих болезнях.

Количество инструментальных и биохимических методов исследования постоянно увеличивается и практикующему врачу требуется много времени и профессиональных знаний на изучение и интерпретацию результатов многочисленных анализов. Применяемые аналитические методы основываются, как правило, на том, что каждый показатель анализируется отдельно, без учета комплексных организменных взаимосвязей, между тем как организм является целостной системой [127].

В работах [21, 80, 85, 97] обращено внимание, что даже минимальные отклонения нескольких показателей от нормативных значений в результате взаимного влияния могут служить сигналом о наличии в организме начальных стадий патологического процесса и использоваться в ходе превентивной медицины (включая донозологическую диагностику).

К настоящему времени разработано множество различных алгоритмов, реализующих многомерную классификацию автоматически [141]. Однако, существующие в настоящее время программные продукты требуют применения достаточно дорогостоящих программно-вычислительных комплексов и методов обработки большого количества результатов клинических исследований. При первичном обращении больного в лечебные учреждения, осуществляется общий и биохимический анализ крови, который, поскольку является соединительной тканью и выполняет транспортную функцию, несет прямую и латентную информацию практически об изменениях, происходящих в организме [57].

На каждом этапе оказания медицинской помощи последовательно решаются частные лечебно-диагностические задачи, совокупность результатов которых необходима для адекватного достижения конечной цели определенного медицинского технологического процесса. За каждым отдельным результатом обычно стоит, регламентируемая должностными инструкциями, профессиональная деятельность врача или другого медицинского работника, эффективность и качество которой оказывает

определяющее влияние на функционирование всей системы оказания медицинской помощи в целом.

Традиционно выделяют две группы методов диагностической (классификационной) направленности.

Методы первой группы связаны с задачей «узнавания», идентификации «объектов» - они получили название методов распознавания образов.

Более общий подход к классификации включает не только отнесение объектов к одному из классов, но и одновременное формирование самих «образов», число которых может быть заранее неизвестно. При отсутствии обучающей последовательности подобная классификация выполняется на основе соотнесения в одну группу в смысле определенного критерия схожие объекты таким образом, чтобы объекты в разных групп были несхожими. Такие методы получили название методов автоматической классификации (кластерного анализа, таксономии, распознавания образов «без учителя»).

В большинстве баз знаний, входящих в состав медицинских экспертных систем и систем поддержки принятия диагностических решений дифференциальная диагностика выполняется по решающим правилам, представляющим собой логические классификационные функции, используемые в продукционных правилах или иных семантических конструкциях. Например, с использованием семантических переменных, если возникают проблемы с четкостью и достаточной структурированностью исходных данных – репрезентативных обучающих выборок.

Многие из автоматизированных систем реализуется в настоящее время как интеллектуальные системы поддержки принятия решений, основываясь на знаниях экспертов или знаниях, извлеченных из литературных источников и из данных историй болезней. При их создании

стараяются максимально учитывать специфику проявления и представления клинической информации [47, 77]:

- «маски» болезней;
- «симптоматические портреты» заболеваний;
- «ударные свойства» (типа табу);
- нечеткие сведения или вербальные характеристики состояния больного;
- ассоциативные отношения, возникающие у врача;
- сведения о болезнях (синдромах, состояниях);
- неопределенность, содержащаяся в медицинском диагнозе;
- альтернативные матрицы (режимы) принятия диагностических решений;

сформированные объяснения о риске принятого решения в соответствии с мнениями различных научных школ.

Существенным моментом, определяющим практическую значимость системы поддержки принятия решений, является ее эффективность в условиях различных ограничений:

- дефицита времени на принятие решения, что имеет особое значение при неотложных состояниях и в чрезвычайных условиях;
- неполноты данных о клинических проявлениях и анамнезе заболевания, в частности в условиях работы врачей скорой медицинской помощи;
- неопределенности данных, которые не могут быть уточнены врачом, где могут быть использованы методы нечеткой логики;
- необходимости выбора дополнительных исследований по критериям диагностической эффективности и возможности их выполнения (с указанием степени угрозы для жизни больного).

Важной особенностью интеллектуальных систем принятия решений является эффект самообучения при использовании врачами в практике здравоохранения. Это имеет место как следствие предоставления

интеллектуальными системами поддержки принятия решений информации пользователю о процессе диагностики. В качестве примеров можно привести ряд отечественных и зарубежных интеллектуальных систем [32, 56, 121, 124, 139, 158, 168, 169, 172]:

- МОДИС (диагностика форм артериальной гипертонии) – процесс генерации гипотез и их проверки сопровождается сообщениями об активизации конкретного фрейма, а также об отклонении рассматриваемой гипотезы и переходе к работе с другим фреймом, что дает эксперту возможность следить за ходом «рассуждений» системы в зависимости от вводимой информации; система способна ответить на вопрос, какие гипотезы рассматривались в процессе вывода решения, почему рассматривалась та или иная гипотеза и был поставлен именно такой диагноз.

- ДИАГЕН (дифференциальная диагностика наследственных болезней) – возможность проверить свое представление о диагностической значимости отдельных признаков путем последовательной переоценки их «весов» (коэффициентов).

- ДИН (диагностика неотложных состояний) – с одной стороны, проверка правильности предполагаемого врачом диагноза при движении от гипотетического диагноза к симптомам (обратный вывод), с другой стороны, по «лишним» для данного заболевания симптомам осуществляется выход на другие патологические состояния, в описании которых полученные данные играют известную роль, что расширяет представление обучаемого о круге сходных по клиническим проявлениям заболеваний.

- MDX (диагностика холестаза) – действует как сообщество консультантов разных специальностей, которые «вызывают» друг друга для рассмотрения различных аспектов заболевания; их «сотрудничество» осуществляется с использованием «доски объявлений» («blackboard»).

- MYCIN (выбор антибактериальной терапии) – информация о взглядах научных школ, предоставляемая в режиме запроса.

- ABEL (диагностика и выбор лечения нарушений равновесия кислот и оснований) – формирование альтернативных объяснений, соответствующих различным научным школам. Наряду с приведенными особенностями отдельных систем, нужно отметить, что все интеллектуальные системы принятия решений включают блок объяснения, позволяющий получить представление о том, на основе какой информации был поставлен диагноз или принято решение о выборе предложенного способа лечения.

Следует обратить внимание на то, что как специализированные системы, так и универсальные оболочки требуют приведения решающих правил к стандартному виду, например, правилу продукций, фреймам и т.д., и для каждой предметной области необходимо осуществить поиск решающих правил, что составляет основную работу при построении соответствующих экспертных систем.

Описание реально работающих аналогов для автоматизированной диагностики тромбоэмболии в изученных информационных источниках найдено не было, за исключением систем экспресс-диагностики [114, 115, 176], скрининга и мониторинга тромбоза глубоких вен [52, 72, 166] и системы прогноза тромбоэмболизма на основе нечеткого логического вывода [78, 79, 81, 164].

1.3 Методы синтеза решающих правил

В настоящее время разработаны различные подходы к синтезу решающих правил в зависимости от цели их применения, характеристик, предназначения (включая предметную область) баз знаний и им соответствующих автоматизированных систем поддержки принятия решений, возможностей и форматов представления знаний на этапах обучения и принятия диагностических решений.

Согласно [47, 93] выделяют следующие источники знаний:

- от экспертов (специалистов-аналитиков);
- из протоколов диагностических игр;
- из документальных источников открытой информации (книги, инструкции, интернет);
- примеры и прецеденты решения аналогичных по структуре задач (включая методы ТРИЗ [4]);
- базы данных:
- результаты лабораторных исследований (включая клинические испытания) и применения опросников;
- статистические и информационно-аналитические отчеты;
- результаты имитационного моделирования и вычислительных экспериментов;
- результаты исследования (обследования) объекта, включая мониторинг.

Медицинские базы знаний имеют свою специфику, поскольку для организации достаточно адекватного и клинически приемлемого диагностического процесса должны уметь:

- обрабатывать как объективную так и субъективную информацию (для чего применяются специальные методы анализа – см., например, работу [51]);

- приемлемо для решения медицинских задач функционировать при различных степенях неопределенности;
- обрабатывать разномодальные данные;
- формировать рекомендации по тактическим и стратегическим действиям лица принимающего решения (в данном случае – медицинского работника с лицензируемой деятельностью);
- указывать риски и, по возможности, последствия (результаты) принятия того или иного диагностического (или управленческого – как правило, терапевтического) решения;
- при решении классификационных, диагностических задач руководствоваться как принципами доказательной медицины (доказательная медицина), так и теорией «Черного лебедя» [119, 120];
- обладать способностью к гносеологической и семантической модификации по мере подтверждения/опровержения сформированных решений (способность к самообучению);
- индцировать противоречивые по отношению к существующим и стандартизованным диагностическим решениям (в идеальном случае – указывать численное или лингвистическое значение возникшего противоречия).

Кобринский Б.А. в работе [47] отмечает, что медицинские информационно-аналитические системы должны интеллектуально поддерживать диагностический процесс в соответствии с его последовательностью (наблюдаемые врачом проявления определенных нозологий, лабораторные данные, функциональные и иные), состоящей из трех взаимосвязанных этапов:

- 1) постановка первичного диагноза на основе формулирования предварительной гипотезы (как правило, в процессе первичного осмотра и-или беседы, скрининга, превентивной медицины);

2) формирования дифференциально-диагностического ряда или дерева решений - выдвижение дополнительных гипотез (поликлиническое и клиническое первичное обследования в условиях большой доли субъективизма и неопределенности информации);

3) окончательный диагноз с целью выбора оптимальной в существующих условиях терапевтической траектории.

Данные этапы реализованы, например, в таких универсальных системах, поддерживающих АРМ узких специалистов и выполняющих различные дополнительные сервисные функции, направленные на оптимизацию управленческо-организационной деятельности в лечебном заведении:

- ArchiMed+;
- АРМврача 4.2.02(Leybasoft);
- USU;
- АРМ врача общей практики (семейного врача);
- АРМ врача «LookInside» [и др.]

Медицинская информационная система CS PoliBase, как и большинство упомянутых выше, включает в себя, например АРМ: аллерголога, артролога, гастроэнтеролога, гинеколога, гепатолога, гематолога, генетика, гомеопата, детского травматолога, дерматовенеролога, диетолога, инфекциониста, кардиолога, кардиоревматолога, невролога, нефролога, онколога, отоларинголога, офтальмолога, проктолога, психотерапевта, ревматолога, терапевта, травматолога, травматолога-ортопеда, уролога, уролога-андролога, хирурга, эндокринолога. В ней реализованы такие дополнительные функции как: автоматическое распознавание и импорт данных лабораторных обследований из внешних источников в базу данных системы CS PoliBase; эффективная технология проведения комплексных медицинских обследований (профосмотров, диспансеризаций,

обследований спортивных команд и т.п.); контроль качества медицинских работ и соблюдения стандартов; контроль исполнения нормативов расхода медикаментов и материалов; технология быстрой регистрации услуг, в том числе с использованием сенсорных экранов (touch-screen); информационные терминалы для пациентов; экспорт данных электронной медицинской карты во внешний формат для передачи пациенту в личный медицинский архив; оперативное управление работой медицинского персонала с помощью менеджера контактов и поручений и внутреннего коммуникатора.

Работа указанных АРМ в полной мере основывается на базах знаний, имеющих следующие концептуальные свойства знаний [29];

- внутренняя интерпретация;
- наличие внутренней и внешней структур связей (интерфейс);
- шкалирование, масштабирование, нормирование;
- погружение в пространство с семантической метрикой;
- активность (обратная связь при формировании и коррекции базы знаний).

Современные методы целенаправленного синтеза решающих диагностических правил базируются на сложных алгоритмизированно-процедурных подходах, а также на унифицированных способах решения разнообразных изобретательских задач [98, 4].

Специфика целевого предназначения систем поддержки принятия решений медицинского (прежде всего клинического) назначения обуславливает доминирование эвристического направления. Классификация методов эвристического синтеза представляется по некоторому ведущему признаку, характеризующему системообразующий эффект метода. При этом все методы разделяются на такие группы как.

1. Методы, основанные на коллективных формах работы когнитологов, поскольку правильно организованное коллективное решение значительно эффективнее, чем сумма индивидуальных

мышлений («мозговой штурм», «коллективный блокнот», «конференция идей», синектика – хорошо подходит для обработки полимодальных данных [155].

2. Методы, предполагающие системный анализ комплексных решений, путем иерархического упорядочивания или иного комбинирования частных решений (морфологический анализ и синтез, иерархий, применение матриц поиска и т.д.).

С точки зрения семантического наполнения широкое распространение получили следующие направления синтеза:

1. Полное покрытие поля знаний. Направление развития в этом случае выбирается произвольно, и подход концептуально совпадает с методом систематического покрытия Цвикки [161]. Сущность метода заключается в построении и анализе матрицы, в которой перечисляются все составляющие элементы объекта исследования и указываются варианты реализации этих элементов. Варьирование вариантами позволяет получать новые и креативные решения. Алгоритм функционирования метода следующий: формулируется проблема; определяются информативные и системообразующие элементы объекта; задается множество вариантов предполагаемого исполнения элементов и помещаются в матрицу; осуществляется оценка вариантов и выбор оптимального (например, с помощью метода иерархий – [110]).

2. Метод отрицания и конструирования. В данном случае инвертируется одно из значений классификационного признака существующей ячейки поля знаний (по сути — выбирается иное свойство/вариант реализации) и формируется описание новой целевой системы.

3. Применение принципа полярности при формировании будущей цели синтеза [90]. В этом случае размерность поля знаний многократно увеличивается в связи с возможностью описания ячейки поля знания

противоположными (различными) значениями классификационного признака.

В процессе синтеза решающих правил в медицинских диагностических системах чаще всего применяются данные представляемые в числовом виде, как наиболее объективно отражающие состояние анализируемого объекта. В своем большинстве, как рассмотрено ранее, решающие правила представляют операторы сравнения прецедентов с текущим, анализируемым объектом. Для этого используется понятие близости на основе различных метрик.

В работах [84, 134, 156, 179, 168, 180], в частности, рассматриваются следующие метрики в предположении, что описание сравниваемых объектов представляется в виде векторов определенных информативных признаков, характеризующих состояние объекта. Каждый такой вектор представляет собой образ в некотором признаковом пространстве и определяется координатами в этом пространстве, позволяющим сравнивать местоположения объектов от начала координат и их близость между собой. Для этого вводится понятие оператора расстояния между объектами $d(A, B) = F(\vec{A}, \vec{B})$ (где – A и B – сравниваемые объекты, \vec{A} и \vec{B} – характеризующие вектора, F– определенный оператор, обладающий свойствами функции).

К метрикам, для проведения объективного анализа близости, предъявляются в общем случае следующие требования:

- неотрицательность: $d(A, B) \geq 0$;
- тождественность: $d(A, B) = 0$ равносильно $\vec{A} = \vec{B}$;
- симметричность: $F(\vec{A}, \vec{B}) = F(\vec{B}, \vec{A})$ (заметим, что это свойство соответствует классическим классификационным системам и гарантирует независимость результата сравнения от очередности сравнения объектов и

может, следовательно, нарушаться в случае, если анализируемые объекты эволюционируют по разным временным закономерностям);

- правило сравнения трех объектов (правило треугольника):
 $d(A,B)+d(B,C) \geq d(A,C)$ (правило треугольника);

Указанным требованиям удовлетворяет: расстояние в евклидовом пространстве: $d(A, B) = \sqrt{\sum_{i=1}^n (a_i - b_i)^2}$, где $\vec{A} = (a_1, a_2, \dots, a_n)$, $\vec{B} = (b_1, b_2, \dots, b_n)$.

Если значения признаков являются булевыми переменными и принимают значения либо 1(true), либо 0 (false), то применяется хеммингово расстояние – мера типа:

$$d(A, B) = \sum_{i=1}^n |a_i - b_i| \text{ или } d(A, B) = \sup_i |a_i - b_i|.$$

В соответствии с указанными требованиями к метрикам, мера близости между объектами $\gamma(A, B)$ должна удовлетворять следующим условиям:

$$0 \leq \gamma(A, B) \leq 1, (\gamma(A, B) = 1) \leftrightarrow (\vec{A} = \vec{B}), \gamma(A, B) = \gamma(B, A), \\ \gamma(A, B) \geq \gamma(A, C), \text{ если } d(A, B) \geq d(A, C).$$

Приведенным условиям удовлетворяют, например, коэффициенты парной корреляции или мера Танимото-Джаккара $K = n/n'$ (n- число совпавших признаков, n' – общее количество признаков).

Кроме рассмотренных мер близости, в диагностических системах получили распространение следующие (выбираются в зависимости от целей исследования, предъявляемых требований к качеству диагностики-классификации) характеристики признакового пространства:

- *вероятностная мера близости* $P_j = \exp\left(\frac{-\sum_{i=1}^N (w_{ij} - x_i)^2}{N \cdot \sigma_j^2}\right)$, где j -индекс эталона для сравнения, X_i ($i=1,2,\dots, N$) – анализируемый объект, w_{ij} – значение весового коэффициента, соответствующее математическому ожиданию i -го признака j -го эталона. Величина среднеквадратичного отклонения σ_j – определяется эмпирически для каждого эталона на этапе обучения; $j=1, \dots, Ne$; Ne – количество эталонов.

Заметим, что правильнее называть данную меру *экспоненциальной* (в этом случае нет необходимости предварительной нормировки значений исходных данных в единичный материал). Учитывая формулу, предлагаемую в работах [7, 8, 42, 73] и успешно примененную для диагностики ряда патологий, показателя системной организации функций *PSOF*, которая достаточно хорошо апробирована, приведенная формула принимает вид: $P_j = \exp(-PSOF_j)$.

- *мера сходства Роджерса – Танимото* (для признаков представленных в бинарной метрике): $\mu_{ik}^{R-T} = n_{ik}(n_i + n_k - n_{ik})$, где n_{ik} – количество совпадающих признаков у образцов X_i и X_k ; n_i , n_k – общее число единичных значений признаков образцов X_i и X_k ;

- *метрика Махаланобиса* применяемая при коррелированных признаках, и не применяемая в случаях, если выборочная дисперсия хотя бы одного из параметров равна нулю;

- *метрика Журавлева*: $d_{ik} = \sum_{j=1}^N I_{ik}^j$, где $I_{ik}^j = \begin{cases} 1, \text{если } |x_{ij} - x_{kj}| < \varepsilon \\ 0, \text{иначе} \end{cases}$;

- *манхэттенская метрика*: $d_{ik} = \sum_{j=1}^N |x_{ij} - x_{kj}|$;

- *расстояние Чебышева*: $d_{ik} = \max_{1 \leq j \leq N} |x_{ij} - x_{kj}|$, где N – количество признаков), i и j индексы сравниваемых объектов.

Данная метрика часто применяется в нечетких нейронных сетях в качестве критериев минимизации. В этом случае возможен эффект склейки кластеров, полученных на этапе «обучения без учителя»;

- метрика Брея-Кертиса:
$$d_{ik} = \frac{\sum_{j=1}^N |x_{ij} - x_{kj}|}{\sum_{j=1}^N |x_{ij} + x_{kj}|}$$
. В этом случае: значения

метрики лежат в интервале между $[0, 1]$, численные значения исходных данных рекомендуется масштабировать в единичный неотрицательный интервал.

- метрика Чекановского: $d_{ik} = \frac{b+c}{2a+b+c}$. Коэффициенты a , b , c и d

являются элементами матрицы ассоциативности, построенной для двух объектов i и k , в которой 1 указывает на наличие признака у объекта, 0 – на его отсутствие.

- метрика Жаккара: $d_{ik} = \frac{a}{a+b+c}$. Как и в случае метрики

Чекановского, коэффициенты a , b , c и d берутся из таблицы ассоциативности.

Рассмотренные меры близости, удовлетворяющие указанным свойствам, могут быть использованы в качестве аргументов функции уверенности в истинности диагностики, которые согласно рекомендациям работ [1, 41, 67, 108] могут быть в первом приближении аппроксимированы параболическими функциями:

$$U(\gamma(A, B)) = \begin{cases} 1 - \frac{1}{2} \cdot \left(\frac{\gamma(A, B) - 1}{1 - \gamma_{0.5}} \right)^2, & \text{если } \gamma(A, B) > \gamma_{0.5} \\ \frac{1}{2} \cdot \left(\frac{\gamma(A, B)}{\gamma_{0.5}} \right)^2, & \text{если } \gamma_{0.5} \leq \gamma_{0.5}, \end{cases}$$

Где: $\gamma_{0.5}$ соответствует значению функции уверенности $U(\gamma(A, B))$.
 Различные варианты поведения $U(\gamma(A, B))$ показаны на рисунке 1.2.
 Приведенные графики: А - соответствует равнозначному предпочтению крайних вариантов меры близости $\gamma_{0.5} = 0,5$; Б - доминированию «удаленности» или «осторожной стратегии» - $\gamma_{0.5} \geq 0,62$; В - доминированию «приближенности» - $\gamma_{0.5} \leq 0,38$; Г - возможности возникновения ситуации «Серый лебедь» $\gamma_{0.5} = P_{gs}(\gamma_{0.5}) \in (0,1)$, где $P_{gs}(\gamma(A, B))$ – эмпирически или экспертно определенный закон распределения – на рисунке приведен пример одного из вариантов равномерного (ситуацию «Черный лебедь» до момента ее возникновения изобразить не представляется возможным). Терминология: «осторожность», доминантность «приближенности» и «удаленности» используется, согласно рекомендациям Т. Кохонена [68], «серый и черный лебедь» - [119, 120]. Уровни 0,38 и 0,62 соответствуют нижней и верхней границ «золотого сечения» (выбраны по рекомендации [103, 172, 170]).

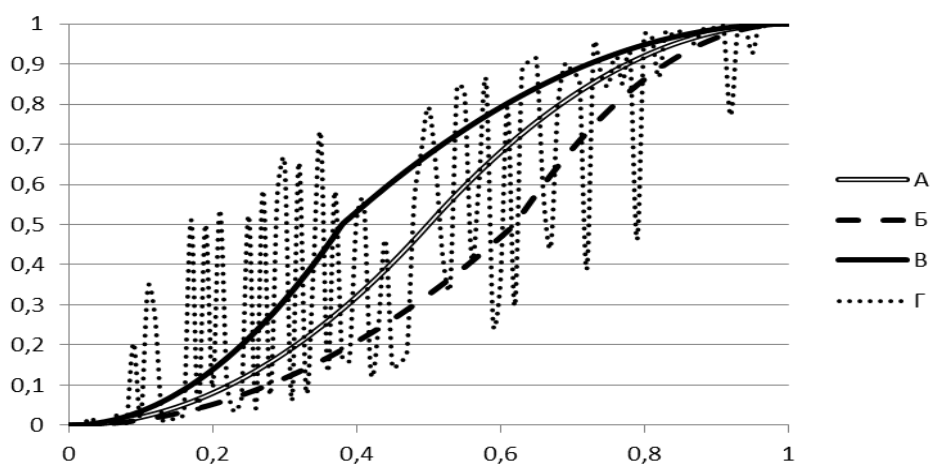


Рисунок 1.2 Коэффициенты уверенности при различных стратегиях принятия решения

Таким образом, применение различных мер близости анализируемых объектов (состояний определенных физиологических или функциональных систем организма пациента) к некоторым эталонным

областям, позволяет формировать кортеж предпочтительных решений, упорядочивая последние по коэффициенту уверенности в соотнесении объекта к определенному классу и его предлагать для реализации ЛПР. Анализ поведения функции предпочтения при различных стратегиях показывает, что следует рекомендовать к применению принцип «золотого сечения» при формировании пороговых значений в интервале приемлемости коэффициента уверенности для ЛПР.

В разработанных и применяемых в настоящее время системах поддержки принятия диагностических решений используются следующие модели представления знаний и им соответствующие решающие правила [8, 9, 24, 38, 39, 40, 44, 50, 56, 58, 61, 62, 63, 69, 93, 101, 104, 106, 117, 135, 161]:

- продукционные;
- фреймовые;
- сетевые (в том числе онтологии);
- объектно (проблемно)-ориентированные;
- байесовские;
- иерархические;
- коллективы решающих правил;
- образные;
- лингвистические;
- гибридные;
- нечеткие;
- комплексные.

Несмотря на явные улучшения в работе медицинских и здравоохранительных учреждений, применяющих АРМ врачей (и других специалистов) в своей работе, есть и недостатки, сдерживающие их широкое внедрение:

- дороговизна, связанная с необходимостью использования дорогостоящего оборудования (по сути, указанные АРМ предполагают наличие достаточно разветвленной вычислительной сети для успешной работы);
- необходимость обучения персонала обслуживания АРМ;
- чрезмерный универсализм, приводящий к сложностям индивидуальной настройки к конкретному лечебно-профилактическому учреждению.

Эти недостатки могут быть существенным образом нивелированы как организацией курсов повышения квалификации (методический аспект), так и использованием современных «гаджетов», имеющих в индивидуальном пользовании у большинства современных медицинских работников (это и решает некоторые проблемы телемедицины при массовом медицинском обследовании населения и скрининг-диагностике).

1.4 Способы выбора информативных признаков

В клинической практике для диагностики ТГВ и ТЭЛА применяют методы, основанные на определении маркеров активации коагуляции и фибринолиза и производится оценка параметров гемостаза [10, 33, 102, 159]. Согласно современным представлениям, внутрисосудистое тромбообразование является сложным процессом, обусловленным воздействием многих внутренних и внешних факторов.

Среди основных причин, способствующих развитию внутрисосудистого тромбоза, большое значение имеют: изменение сосудистой стенки, гемодинамические нарушения, склонности к спазмам артерий, гомеостатическим нарушениям свертываемости крови.

Наиболее часто используемые при диагностике нарушений свертывания крови, в силу своей информативности и невысокой стоимости реагентов, для лабораторной диагностики составляют следующее множество показателей [114]:

1. Вс - время свертывания (мин.);
2. Эх - эхитоксовое время (сек.);
3. АтЗ - антитромбин III (мг/л);
4. АПТВ - активированное парциальное (частичное) тромбопластиновое время (сек.);
5. АПТВк - активированное парциальное (частичное) тромбопластиновое время (сек.) в контрольном образце;
6. Тв - тромбиновое время (сек.);
7. Оф - ортофенантролин (мг/дл);
8. Кл - клампинг-тест (тест склеивания стафилококков) (г/л);
9. ААТ2 - показатель агрегационной активности одного тромбоцита при индукции агрегации разведением гемолизата 10³ (сек.);

10. ААТ6 - показатель агрегационной активности одного тромбоцита при индукции агрегации разведением гемолизата 10^6 (сек.);
11. ИАТ - индекс активации тромбоцитов (ААТ6/ААТ2);
12. Хзф - хагеман-зависимый фибринолиз (мин.);
13. Иэф - индуцированный стрептокиназой эуглобулиновый фибринолиз (сек.);
14. Пти - протромбиновый индекс (%);
15. Фг - фибриноген (г/л);
16. Тромб - количество тромбоцитов (тыс./мкл).

В исследованиях Мишустина В.Н. [9, 79], например, выделяется 28 показателей.

Для превентивного, донозологического или скринингового диагностического процесса такое количество входных параметров является избыточным. Классическими методами сокращения количества параметров являются следующие.

- *По относительному дисперсионному разбросу (вариации).* Каждый показатель характеризуется величиной $V = 100 * D / E$, где D, E, V - соответственно, оценки математического ожидания, дисперсии и количественной вариации значений показателя. После определения V_i , $i=1, k$, строится гистограмма, по которой, начиная с верхней границы, подсчитывается количество показателей. При достижении границы N_{sel} осуществляется, при необходимости, процедура удаления «лишних», применяя датчик случайных чисел.

- *По парной корреляции.* Формируется множество факторов, максимальным образом коррелируемых с «отброшенными» и минимальным – между собой. Позволяет сформировать множество признаков, обладающими хорошими классификационными возможностями, в случае подчинению их значений нормальному закону распределения.

Например, анализ коэффициентов парной корреляции между приведенными выше показателями показал, что они у здоровых пациентов слабо коррелированы и селекция по данному критерию нецелесообразна.

- *По решаемым спорам.* В этом случае анализируется наименьшее количество «споров» - перекрытий значений показателей по альтернативным классам. Например, по пересечению доверительных интервалов с учетом ошибок первого и второго родов (диагностических специфичностей и чувствительностей).

- *По качественной вариации.* Данный вид отбора представляет селекцию по количественной вариации, т.е. в качестве информативных отбираются признаки, обладающие максимальным значением коэффициента качественной вариации, но не более N_{sel} признаков. Коэффициент качественной вариации оценивается по формуле:

$$Q = \frac{N^2 - b \cdot l}{N^2 \cdot (l - 1)},$$
 где N - количество объектов, l - количество классов-диапазонов, b - сумма квадратов количества попаданий значений признаков в классы-диапазоны.

Применять данный критерий следует осторожно, т.к. он не сколько отражает свойства признака, в смысле деления на классы, сколько говорит о равномерности или неравномерности распределения значений признака по классам-диапазоном. Т.е. в случае большой зашумленности наилучшими будут признаки с наиболее приближенным распределением частот своих значений к равномерному закону распределения.

- *По информационному показателю силы влияния (ИПВ).* Данный критерий отсева основывается на свойствах информационной энтропии и является, пожалуй, наиболее эффективным, хотя и наименее быстрым из представленных ранее. Для каждого признака i строится гистограмма его значений, по которой оценивается общая энтропия \mathcal{E}_i . Поступая

аналогичным образом в каждом классе, получаем внутриклассовые энтропии \mathcal{E}_k . Тогда негэнтропия равна: $H\mathcal{E}_i = (\mathcal{E}_i - (n_1 * \mathcal{E}_{k1} + \dots + n_k * \mathcal{E}_{kn}) / N)$, где n_j - количество объектов в классе j , N - общее количество объектов. Отсюда имеем критерий: $ИПВ_i = (H\mathcal{E}_i / \mathcal{E}_i)^{0,5}$.

Особенностью разработки СППР для повышения объективности результатов биологических, медицинских и экологических исследований является наличие реальных обучающей и экзаменационной (контрольной) выборок данных статистически небольших объемов для синтеза решающих правил. Условия, накладываемые на объемы исследуемого материала, с точки зрения классической доказательной медицины [106] практически нереализуемы в условиях анализа открытых систем (к каковым относятся биообъекты), нечеткости и неточности фиксируемых данных (нарушается, в частности, условие репрезентативности объема выборок, вычисляемое классическими статистическими методами [3, 107]). Первоначально, множество признаков задается неформализованным путем, с помощью экспертов или с учетом личного опыта и знаний исследователя и анализа специализированной литературы.

Затем, предлагается применять следующие, зарекомендовавшие себя на практике, методы и алгоритмы [11, 43, 59]:

- *Алгоритм Full*. Алгоритм Full последовательно обрабатывает одноэлементные, затем двухэлементные, затем трехэлементные наборы и т. д. Таким образом, поиск оптимального набора разбивается на M подзадач, в каждой из которых определяются оптимальные наборы – локальные экстремумы, состоящие из m признаков, где $m \in 1, M$. Из всего множества выбирается наилучший набор признаков.

- *Алгоритм Add*. Первоначально, в алгоритме Add последовательно рассматриваются одноэлементные наборы, и выбирается тот, который обладает наилучшими классификационными свойствами. Полученный набор включается как обязательный элемент двухэлементных наборов и

т.д.. Алгоритм прекращает свою работу, когда достигается требуемое количество признаков. Алгоритм во многом аналогичен базовым положениям реализации метода группового учета аргументов [92].

- *Алгоритм Del.* Он осуществляет последовательное исключение: последовательно рассматриваются наборы, в которых отсутствует ровно один признак из числа тех, которые присутствуют в исходном (начальном) наборе, и среди полученных наборов выбирается наилучший. Начиная с «больших» наборов, в которых количество ошибок классификации невелико, алгоритм переходит к «уменьшенным» наборам, и, при этом, число ошибок становится больше. При наличии между признаками статистических зависимостей уменьшение числа признаков в наборе приводит к исключению таких зависимостей.

- *Алгоритм AddDel.* Смешанная стратегия последовательного перебора состоит в попеременном применении алгоритмов Add и Del.

- *Алгоритм Prob.* Сущность алгоритма состоит в том, что признакам назначаются определенные веса, влияющие на селекцию признаков. Первоначально предполагается равенство всех. Затем, случайным образом, выбирается задаваемое количество признаков m и осуществляется классификация. Эта операция повторяется несколько (r) раз. Выбирается наилучший и наихудший из полученных r наборов. Затем осуществляется ранжирование признаков и производится пересчет: признак, вошедший в «наилучший» набор, получает больший вес, а признак, вошедший в «наихудший» набор, получает меньший.

Многократный повтор рассмотренной процедуры приводит к тому, что начинает селектироваться один и тот же набор, что свидетельствует о необходимости окончания алгоритмических итераций. При реализации алгоритма используется датчик псевдослучайных чисел, равномерно распределенных на единичном интервале, который разбивается на m отрезков с длинами, соответствующими весам признаков (при некоторой

заранее заданной нумерации признаков). Изменение весов несет за собой перерасчет интервалов (уменьшение или увеличение длины на величину h , управляя тем самым t скоростью «сходимости» к оптимальному решению).

Например, применение алгоритма DEL, для указанных ранее признаков, позволил исследователям [114] выделить следующие, как наиболее информативные: время свертывания крови, эхитоксовое время, активированное парциальное тромбопластиновое время в контрольном образце, тромбиновое время, ортофенантролин, клампинг-тест, показатель агрегационной активности одного тромбоцита при индукции агрегации разведением гемолизата, хагеман зависимый фибринолиз, индуцированный стрепто глобулиновый фибринолиз, количество тромбоцитов. При этом использовался алгоритм «отсева» малоинформативных признаков, заключающийся в том, что осуществлялась диагностика с использованием первоначально всех показателей, затем оценивалось значение критерия, аддитивно учитывающего диагностическую эффективность, чувствительность и специфичность, и авторские штрафы за превышение ошибок первого и второго рода определенного порога. Если новое значение критерия больше предыдущего, то исключался другой показатель.

Применяются для оценки информативности данных и другие статистические методы, учитывающие: качество классификации, непараметрические оценки плотности [и др.] [132].

Чаще всего, в качестве критериев информативности в медицине находят применение: критерий Стьюдента, критерий Кульбака, корреляционный критерий, критерий Раша [171, 173].

Уникальность модели Г. Раша состоит в том, что она задает механизм преобразований формальных наблюдений за исходом событий в объективные измерения на метрической шкале латентных стимулов этих

событий [75, 94]. Для исследования роли индикаторных переменных в формировании латентной разработаны пакеты прикладных программ серии RUMM (Rasch Undimensional Measurement Models). Используя значения индикаторных переменных, пакет RUMM 2030, строя теоретические (характеристические) кривые модели Г. Раша, по которым судят о соответствии индикаторных переменных этой модели латентным, в ходе итерационных процедур формируют пространство информативных признаков. Использование пакета RUMM 2030 позволяет рассчитать:

- степень соответствия индикаторных переменных модели измерения латентной переменной;
- местоположения индикаторной переменной, измеряемой в логитах;
- погрешность измерения местоположения индикаторной переменной, измеряемой в логитах;
- величина, характеризующая суммарное отклонение значений данного индикатора от ожидаемых значений, полученная на основе модели – FitResid.

Мерой информативности индикаторных переменных x_i по отношению к латентной переменной может служить переменная Location. Основным ограничением на применение модели Г. Раша для оценки информативности является необходимость наличия обучающего материала достаточного объема и удовлетворения структуры исходных данных логистической модели Г. Раша.

Ограничения, предъявляемые к структуре данных для моделей Раша, не являются критичными для метода группового учета аргументов (МГУА), основанного на принципах самоорганизационного моделирования [92]. Информативность показателя в этом случае определяется как доля вклада его дисперсии, в дисперсию функции отклика, аналогично множественному регрессионному анализу.

В работе [59] Колесниковой С.И. рассмотрены вопросы анализа информативности разнотипных признаков различными методами и доказана теорема, позволяющая рассчитывать численную оценку верхней и нижней границ надежности распознавания.

К недостаткам проанализированных подходов, в частности, относятся следующие:

- не разработан универсальный подход к анализу информативности признаков на основе выборок различного объема и репрезентативности;
- слабо изучен вопрос анализа информативности признаков, представленных в булевой метрике (логические переменные);
- не рассматриваются вопросы формирования кортежей информативных показателей, информативность которых определяется не только включением в него тех или иных показателей, но и порядком их включения и обработки.

В рамках решения первой проблемы, например, в работах [11, 140] предлагается в зависимости от объема обучающей выборки применять:

- либо ее увеличение (бутстреп подход), за счет вычисления дополняющих до репрезентативной величины объема значений, на основе метода группового учета аргументов (или иных алгоритмов самоорганизационной структурно-параметрической идентификации математических или логических моделей);

- либо уменьшать объемы выборок (для исключения информационного перенасыщения) за счет применения алгоритмов свертки. Однако, результатов практического применения подобных процедур на клинически подтвержденном материале в этих работах не приводится.

В связи с этим, исследования в данных направлениях представляются перспективными.

1.5 Логические нейронные сети (перспективы применения в медицине)

К настоящему времени в стране и за рубежом в системах поддержки принятия решений медицинского характера накопился достаточно большой опыт применения пакетов синтеза искусственных нейронных сетей для формирования баз знаний [45]. Наилучшие эффекты были достигнуты при решении задач диагностики инфаркта миокарда, кардио диагностики, онкологических заболеваний, медицинского прогноза нахождения пациента в реанимации. Это достигнуто, на наш взгляд, в связи с накоплением достаточно для обучения нейронных сетей количества информации (в том числе, представленной в сетевых общедоступных информационных базах данных – например, [76]).

Между тем, особенности клинической медицины, направленные на лечение многих заболеваний, с учетом индивидуального подхода предполагают не только необходимость применения достаточно адекватных и приемлемых автоматических (или достаточно хорошо формализованных для алгоритмизации) диагностических процедур на статистически не большом материале (с точки зрения парадигмы доказательной медицины), но и обработку разномодальной информации.

Решение проблемы разномодальности в настоящее время представляется возможным в следующих направлениях:

1. Использование нечетких искусственных нейронных сетей на основе лингвистических переменных, включающих в себя значения разномодальных признаков состояний организма;
2. Применение различных преобразовательных к единой метрике процедур;

3. Применение лингвистико-образных переменных (см., например, [47] – применяются в основном при анализе изображений);
4. Применение бутстреп-подходов для искусственного увеличения объема обучающей выборки [12, 140];
5. Применение искусственных иммунных сетей [36, 131, 152, 178].

Первое направление подразумевает формирование информативного кортежа диагностических признаков. В данном направлении постоянно ведутся научные и практические изыскания [11, 64, 71], но достаточно формализованных общих алгоритмов не разработано, в силу индивидуализации решения диагностических задач в медицине.

Второе направление, как правило, основывается на применение процедур метрических преобразований шкал, не обладающих свойствами обратных однозначных преобразований, что затрудняет верификацию процесса принятия решений.

Третье направление, в случае отсутствия явного изображения (рентгеновский снимок, фотография и т.п.), предполагает синтез процедур формирования искусственного образа (например, как минимум двумерной, лингвистической переменной). Первые опыты в этом направлении проводятся в настоящее время – [47].

Четвертое направление подразумевает знание верхней границы объема обучающей выборки в условиях следующего «статистического парадокса» [119, 120]: необходимый объем для вычисления статистических оценок вычисляется методами статистиками (отсутствует, по сути, внешний критерий), что делает систему закрытой и возникает путаница между понятиями «отсутствие доказательств» и «доказательств отсутствия».

Пятое направление, согласно изученным информационным источникам, практически не нашло применение в практической медицине

(если не считать исследования представленного в [88]), хотя работы в области обработки мега-данных, анализа временных рядов, обнаружение аномалий, диагностики неисправностей и распознавании образов в технических областях [111, 112], позволяют ожидать прорыв в данном направлении в ближайшее время. Затрудняет применение искусственных иммунных сетей в медицине отсутствие универсальных программных продуктов.

Между тем, в случае приведения разномодальных медицинских данных к единой бинарной шкале (в простейшем варианте – «присутствие/отсутствие» признака), возможно применение аппарата логических нейронных сетей, не столь требовательного к объему обучающей выборки [131].

Логические нейронные сети адекватны ассоциативному мышлению и принимают решения по моделям в терминах алгебры высказываний. Нейросеть, в которой каждое исследуемое диагностируемое состояние имеет постоянное число образующих ее предпосылок (оформленных в виде логических высказываний) и в которой выполняется принцип полной непротиворечивости – т.е., взаимно исключающие ситуации соответствуют различным решениям, называется *совершенной*. Подобные сети, таким образом, наиболее приемлемы для дифференциальной диагностики в клинической медицине.

Кроме того, как показывают исследования [2, 20, 36], привлекательность совершенных нейронных сетей обуславливается их сводимостью к однослойным с равновесными входами, не требующих коррекций передаточных функций.

По сути, логическая нейронная сеть представляет собой матрицу элементов, каждый из которых выполняет определенную логическую функцию (чаще всего – конъюнкции и/или дизъюнкции): каждый

«столбец» матрицы соответствует очередному ряду рецепторов. Обучение сети осуществляется в процессе трассировки.

Различают фактологические и понятийные нейросети. Первая отражает факты, содержащиеся в базе знаний, вторая – отражает правила вывода, оперируя понятиями – процедурами базы знаний.

Технология разработки систем поддержки принятия решений в этом случае состоит из этапов:

1. Полное и непротиворечивое логическое описание системы принятия решений;
2. Дистрибутивное преобразование логического описания, обеспечивающее единственность вхождения переменных;
3. Синтез логической схемы выполнения всех выражений, составляющих описание системы принятия решений;
4. Замена логических элементов полученной системы моделью нейрона с определенной передаточной функцией и описание графической схемы матрицей следования (для дальнейших формальных исследований и преобразований);
5. Переход от булевых значений к действительным – к оценкам достоверности событий;
6. Верификация нейросети.

В терминах алгебры высказываний (или предикатов первого порядка) система проектных решений описывается системой логических выражений вида:

$$\{F_i(X_1, \dots, X_n) \rightarrow R_i\}, \quad i = \overline{1, s}, \quad (1.1)$$

где: X_i – логические переменные-высказывания, F_i – логические функции, значение *true* которых определяют решение R_i .

Для обеспечения непротиворечивости и полноты системы проектных решений необходимо и достаточно, выполнение условий «если для каждого сформированного набора высказываний не более чем одна

переменная в (1) принимает *true* и не существует такого набора переменных-высказываний, для которого все логические функции имеют значение *false*».

Каждое состояние, подлежащее диагностической классификации, включается в обучающее множество таким образом, чтобы выполнялось условие нормирования – сумма предполагаемых вероятностей или достоверноверностей наступления событий должна равняться 1.

Четвертый этап вводит в рассмотрение некоторую неопределенность и заключается в замене дизъюнктеров и конъюнктеров единым нейроном, реализующим простейшую передаточную функцию. Таким образом, осуществляется переход от булевских переменных на входе нейрона (есть/нет события) к достоверности (вероятности, степени риска, функции принадлежности) этих событий – предлагаемых действительных значений оценок появления событий.

Для задания нейронной сети используется матрица следования, в которой за каждым нейроном закрепляется строка и столбец с номером нейрона. В строке указывается значение веса связи, которая исходит от одного нейрона в данный.

Выбор передаточной функции осуществляется аналогичным образом и для искусственных нейронных сетей способами.

Правильная работа нейросети (верификация – шестой этап) фиксируется, если выполняются два условия:

- максимальное возбуждение нейрона выходного слоя (максимума передаточной функции) соответствует требуемому решению;
- требуемое решение обладает наибольшей степенью достоверности, и должно быть предпочтительнее.

Таким образом, в основе логической нейронной сети лежит фиксирование опыта на базе связей «если..., то ...» (или иных элементарных продукционных правил), а принятие решений

осуществляется по принципу «на что более всего похожа данная ситуация» или на основе средней или наиболее правдоподобной оценки. Поскольку входные ситуации обуславливаются предполагаемыми значениями достоверности отдельных событий (например), то появляется возможность использовать неполные и недостоверные данные характерные для медицинских диагностических систем.

Между тем, у рассмотренного подхода отмечаются как достоинства, так и недостатки. Например, в работе [129] показано, что эффективность применения логических нейронных сетей в настоящее время не высока, в виду громоздкости структур. Возможно, это связано с применяемой архитектурой. Автор проводит сравнительный анализ трех различных архитектур логических нейронных сетей для решения задачи классификации бинарных векторов и делает вывод о наилучших классификационных свойствах полного функционального набора.

Аналогичная ситуация наблюдалась в 70-ые годы прошлого столетия, когда возникла необходимость быстрой и адекватной в структурно-параметрической идентификации зависимостей и классификации объектов в условиях многомерности и малых статистических объемов обучающих выборок. В результате был разработан метод группового учета аргументов [46, 92], реализованный для различных предметных областей и целей как программно, так и аппаратно. В настоящее время функционирует портал [154], на котором постоянно представляются достижения в данной области. Хорошо зарекомендовал себя МГУА и при решении задач анализа открытых систем, включая биологию, экологию и медицину [13, 14, 148, 153, 147, 173]. В связи с этим, разработка аналогичного подхода для искусственных нейронных сетей представляется актуальной.

Кроме того, искусственные логические нейронные сети позволяют реализовывать ДСМ-метод [24], положенный в основу многих экспертных

систем второго поколения с подсистемами рассуждений и автоматического порождения гипотез, о зависимостях причинно-следственного характера в базах данных с неполной информацией, характерной для медицинских проектных решений.

ЭС на основе ДСМ-методов, продуктивно использовались, например, при решении следующих медико-биологических проблем:

- прогнозирования заболеваний бобовых культур;
- противоопухолевой активности соединений и токсичности соединений;
- оценки индивидуального воздействия лекарственными средствами;
- прогнозирования высоко патогенных типов вируса папилломы человека;
- [и др.] [25, 128].

Поскольку ДСМ-метод основывается на обработке матрицы причинно-следственных отношений и множества оценок, по которым формируются положительные гипотезы типа «ПРИЧИНА А является СЛЕДСТВИЕМ Б с оценкой вероятности (достоверности) Р», то представляется возможным применение алгоритмов синтеза искусственных логических иммунных сетей для формирования баз данных из верифицированных (подтвержденных) гипотез указанного типа.

В [19] Барский А.Б. так же отмечает, что на этапе обучения сеть «должна работать не с булевыми переменными на входе, а с действительными числами», имеющих семантическую нагрузку достоверности, вероятности, принадлежности, экспертной оценке и т.д.

1.6 Состояние исследований и анализ технических и алгоритмических решений в исследуемой области

Анализ информационных источников теоретической и практической клинической медицины позволил вывить следующие методы прогноза тромбоэмболии, используемые в настоящее время [17, 26, 53, 74, 105, 107, 130, 133]:

- Рентгенография;
- Электрокардиография;
- Компьютерная томография (КТ);
- Ультразвуковое исследование вен (УЗИВ);
- Импедансная плетизмография (ИПГ);
- Определение концентрации D-димера;.
- Эхокардиография (ЭхоКГ);
- Вентиляционно-перфузное сканирование легких (ВПСЛ) -
- Оценка параметров гемодинамики;
- Флебография;
- Термография;
- Цветное доплеровское сканирование (НДС);
- Ангиопульмонография (АПГ);
- Лабораторные методы исследования параметров гемостаза;
- Вискозиметрия;
- Экспресс-диагностика;
- Скрининг – диагностика.

К достоинствам и недостаткам наиболее распространенных методов исследования на существующем этапе развития клинической медицины относятся.

1. Рентгенография локализует тромбы в легочной артерии, оказывают помощь в качестве подтверждающего другие исследования факторы, не является эффективным прогностическим методом.
2. Электрокардиография в большинстве случаев помогает предположить массивную ТЭЛА, является наиболее доступным и широко распространенным методом, - однако, возникают трудности трактовки ЭКГ-изменений у пациентов пожилого возраста с органическими поражениями коронарных артерий.
3. Компьютерная томография (КТ) - по сравнению с ангиопульмонографией проще, требует меньше времени и персонала, а по информативности КТ-ангиография как минимум не уступает селективной ангиопульмонографии, для сканирования грудной клетки достаточно однократной задержки дыхания [124], но при этом возникают сложности с визуализацией не вертикально расположенных артерий.
4. Ультразвуковое исследование вен (УЗИВ) – (Доплеровское УЗИ), быстро выполнимо у постели больного, возможно повторное исследование без каких-либо последствий для здоровья пациента. Метод обладает высокой чувствительностью при выявлении тромбозов бедренных вен, однако не позволяет дифференцировать сдавленные вены извне и венозный тромбоз, чувствительность недостаточна для диагностирования тромбозов вен голени, специфичность высока, но достигается высококвалифицированными специалистами [34].
5. Импедансная плетизмография (ИПГ) - простой метод анализа состояния вен бедра, таза, конечностей, менее чувствителен при обнаружении тромбов, расположенных в венах голени или частично закупоривающих их, требует специальной индивидуальной настройки на пациента при выраженной сердечной недостаточности, варикозном расширении вен, отеке.

6. Эхокардиография (ЭхоКГ) позволяет визуализировать тромбы в полостях правого предсердия, оценивать гипертрофию правого желудочка, степень увеличения давления в сосудах легких, проводить дифференциальную диагностику ТЭЛА с синдромно-сходными заболеваниями (инфаркт миокарда, выпотной перикардит, расслаивающая аневризма грудной аорты) [23, 34], имеет существенные ограничения при диагностике тромбозов в предсердиях, требуется высококвалифицированный медицинский персонал.

7. Вентиляционно-перфузное сканирование легких (ВПСЛ) отличается высокой чувствительностью, но недостаточно специфичен и диагностика ТЭЛА возможна только при сопоставлении ее результатов с клинической картиной [54].

8. Термография - метод прост, специализируется на исследовании глубоких вен нижних конечностей, быстро выполняем у постели больного, его можно проводить повторно без каких-либо последствий для здоровья пациента, однако, проводимое исследование продолжительно и неспецифично.

9. Флебография – применение не вызывает значительных болевых ощущений, риск флебита или аллергических реакций низкий, локализует тромбы глубоких вен голени, используемые камеры имеют низкую разрешающую способность, тромбоз хорошо диагностируется только при накоплении достаточно большого количества вещества [89, 113].

10. Ангиопульмонография (АПП) специализируется на выявлении тромбов в легочной артерии, хорошо подтверждает диагноз ТЭЛА, оценивает объем поражения сосудистого русла легких с помощью ангиографического индекса, при этом часто наблюдаются аллергические реакции, высок риск развития сердечной недостаточности во время процедуры, нарастания легочной гипертензии.

11. Лабораторные методы исследования параметров гемостаза и вискозиметрия требуют забора крови.

12. Экспресс-диагностика осуществляется на этапе превентивной медицины, достаточно приемлемо прогнозирует тромбоэмболию в типичных ситуациях и имеет плохую специфичность в нетиповых случаях, не учитывает специфику «образа жизни», хорошо автоматизируется.

13. Скрининг – диагностика применяется в основном в донозологической диагностике и массовом обследовании, малопродуктивна при анализе последствий травмы или послеоперационный период, обладает преимуществами при профилактики тромбоэмболии.

К средствам диагностики тромбозов и эмболий относятся.

1. *Тромбоэластография*: позволяет регистрировать свертывание крови и изменения упругости сгустка крови во времени (ретракцию - сжатие и лизис - растворение) с помощью тромбодинамограммы (ТДГ) выявить такие наиболее информативные параметры, как:

- время образования тромбопластина и превращения протромбина в тромбин (I и II фазы свертывания крови - невидимые фазы свертывания);
- скорость образования сгустка определенной прочности;
- общая свертывающая способность крови;
- масса фибриногена в крови и плазме;
- показатель, связанный с образованием и ретракцией фибрино-тромбоцитарной сети;
- общее время формирования сгустка;
- изменение плотности и эластичности сгустка;
- графическая запись фаз рефракции: сокращения и расслабления;
- индексы фибринолиза, отражающие физико-химические свойства сгустка.

2. *Гемокоагулометр* - предназначен для определения параметров свертывающей системы крови. Он обеспечивает регистрацию времени коагуляции (образования фибринового сгустка) с последующим автоматическим пересчетом протромбинового времени в протромбиновый индекс. Прибор автоматически производит расчет активности факторов

протромбинового комплекса по Квику (в процентах), активности факторов VIII, IX, активности антитромбина III (в процентах), концентрации фибриногена в исследуемой плазме по методу Клаусса (в г/л) по калибровочным графикам, хранящимся в памяти прибора. При проведении измерений в двух каналах одновременно (измерение в дублях) осуществляется расчет среднего значения. Прибор позволяет определять длительность процесса коагуляции крови, плазмы крови или другой жидкости после введения реактива-коагулянта. Длительность процесса коагуляции определяется механическим способом (по остановке вращающегося шарика) или оптическим способом (по изменению коэффициента пропускания света содержимым измерительной кюветы).

Рассмотренные средства позволяют автоматизировать процесс определения основных показателей свертывания крови и используются, в том числе, при экспресс-диагностике, но более точные исследования первичного и вторичного гемостазов базируются на основе результатов методов лабораторной диагностики.

В работе [79] рекомендуется использовать бальную оценку факторов риска, представленную в таблице 1.5.

Таблица 1.5 Бальная оценка факторов риска развития ТЭО

Предрасполагающие факторы	Оценка в баллах
Индивидуальные:	
Возраст (30-40 лет)	1
Тромбоз в анамнезе	3
Варикозное расширение вен	6
Ожирение	2
Предоперационная иммобилизация	2
Факторы, связанные с операцией или повреждением:	
Костей таза или шейки бедренной кости	4
Костей нижней конечности	3
Позвоночника	3
Другие повреждения	1
Травматический или операционный шок	1
Вскрытие области перелома при травме или операции	
Вскрытие послеоперационного или посттравматического септического очага	2
Частичная иммобилизация	3
Повторные операции или манипуляции	2

Примечание: при 9 и более баллах пациент относится к группе высокого риска.

Таким образом, имеющиеся в литературе обширные данные о факторах и степени риска ТГВНК и ТЭЛА касаются исследования состояния общехирургических больных. Между тем, выделение информативных факторов риска венозных тромбозов и тромбоэмболических осложнений при эндопротезировании крупных суставов с помощью методов искусственного интеллекта в условиях неопределенности и гетерогенности информации о состоянии больного с применением самоорганизационных принципов позволит осуществлять эффективное прогнозирование тромбозов и тромбоэмболии.

В этом направлении применяются в клинике, например следующие подходы:

Для прогноза развития глубокого венозного тромбоза у оперированных больных Claytonet. al. [146] предлагают использовать следующую формулу расчета прогностического индекса:

$$I = -11,3v + 0,009a + 0,22б + 0,043г + 2,19д, \quad (1.2)$$

где I-индекс, а-время лизиса эутоглобулинового сгустка (мин) больных, б-фибриноген-связанный антиген плазмы крови (мг/л); в-возраст (лет); г-избыток массы тела (%); д-варикозное расширение вен нижних конечностей (1-есть, 0-нет).

В представленной формуле используются разномодальные факторы риска. В связи с этим предлагается применять следующую модификацию:

$$I = \begin{cases} -11,3 \cdot v + 0,01 \cdot a + 0,22 \cdot б + 0,04 \cdot г, & \text{нет варикозного расширения вен} \\ 2,2 - 11,3 \cdot v + 0,01 \cdot a + 0,22 \cdot б + 0,04 \cdot г, & \text{есть варикозное расширение вен} \end{cases}$$

Далее применяется следующее продукционное правило: «Если $I \geq 2$, то высока вероятность развития тромбоза глубоких вен нижних конечностей».

Однако, в последствии, клинический опыт применения индекса не подтвердил приемлемую для клинической практики специфичность указанного правила.

Попытки выявления тромбоопасных больных «бальным методом» изучались и другими учеными, например (Domanig E. [149]). Они распределили пациентов по количеству баллов тромбоопасности по схеме Доманига. В основе схемы лежат видимые и оцениваемые внешние факторы, влияющие на свертывающую систему крови (если сумма баллов – тромбоопасный индекс – достигала значение выше 11, то ситуация считается критической).

Ноздрачев Ю.И. [87] применил системный подход и компьютерное имитационное моделирование для обследований хирургических больных с анализом 12 клинических признаков и верификации диагноза с помощью радионуклеидного метода, флебографии, с учетом операционных и секционных находок, позволивших объективно определить наиболее информативные признаки. На их основе было разработано прогностическое решающее продукционное правило, использование которого осуществлялось по следующей методике. Для каждого из 7 значимых признаков рассчитывалось численное значение характерного коэффициента – балла с положительным или отрицательным значением.

Для получения индивидуального прогноза определяется сумма прогностических коэффициентов в тех проявлениях показателей, которые присущи отдельному больному, и сравнивается с пороговым значением равным 0. (По сути, использовалась правило дискриминантного типа.) Если сумма прогностических коэффициентов положительная, то у данного больного прогнозируется формирование послеоперационного венозного тромбоза (чем больше сумма, тем больше риск возникновения и развития тромбоза [87]).

Трудности решения прогностических задач в основном связаны с полифакторностью (синдромальностью) диагностики, т.е. необходимостью одновременного учета достаточно большого числа разнообразных факторов, регистрируемых в различных шкалах. Таким образом, возникает проблема формирования информативного множества факторов риска (показателей состояния организма). Различные методы решения данной проблемы рассматриваются в теории принятия решений и классификационных задач с использованием разнообразных критериев [11, 91, 109].

В работах (Нодельсон С.Е., [86], Ноздрачев Ю.И., [87]) впервые в медицинской практике предложили использовать формулу Шеннона по определению количества информации, адаптированной к выборкам малого объема, характерных для медицинских исследований. Достоверность прогноза затруднялась, поскольку ситуация (ранжирования факторов по информативности) менялась в процессе операции и в раннем послеоперационном периоде.

При анализе факторов, представленных в виде биомедицинских сигналов небольших объемов, предлагается применять периодометрический метод, который, как отмечается в работе [65], позволяет выделять диагностически аналогичную информацию, подобно частотному анализу. К достоинствам периодометрического метода относят простоту работы и низкую стоимость реализации. Среди недостатков следует выделить:

- колебания выше и ниже изолинии не обнаруживаются,
- регистрируются лишь периодометрические свойства сигнала,
- существенную погрешность в результат изменений вносит дрейф изолинии,
- не обеспечивается выделение различных временных составляющих и параметров переходных процессов.

Развитие диагностических технологий системного анализа (включая дифференциальную диагностику, синдромальный и симптомокомплексный подходы) в медицинской практике позволило активно внедрять в диагностико-терапевтический процесс методы искусственного интеллекта – распознавание образов, теория принятия решений, теория субъективного анализа, искусственные нейронные и иммунные сети, генетические и эволюционные алгоритмы, теория нечеткого логического вывода, многоагентный анализ [83, 104, 123].

Получили развитие и методы латентных измерений [75] и применения комплексных показателей – например, показатель системной организации функции [7, 42]. Указанные технологии реализуются с помощью различных инструментариев компьютерных технологий [66].

В целях улучшения качества диагностической информации и результативности принимаемого решения (особенно на этапе превентивной медицины) применение комплексного исследования по нескольким методам не только не целесообразно, но и зачастую невозможно. Необходимость комплексности, связана со следующими причинами:

- формирование итоговой диагностической гипотезы по совокупности информации, полученной разными методами;
- недостаточная специфичность гипотез по итогам отдельного метода;
- возможная недостаточная компетентность медицинского работника при анализе информации итогов отдельного метода.

В направлении использования средств искусственного интеллекта для решения проблем своевременного прогноза тромбоэмболии в настоящее время разработаны, например, следующие системы поддержки принятия решений:

- система экспресс диагностики тромбозов и эмболий [114, 115];

- автоматизированный аппаратно-программный комплекс диагностики тромбозов и тромбоэмболических осложнений [35, 78, 164];
- методика анализа факторов риска венозных тромбозов и тромбоэмболических осложнений у больных с травмой [70];
- предложен способ и устройства оптико-электронной диагностики тромбоза глубоких вен [37, 82, 165].

Таким образом, современный этап разрешения проблем разработки методов и средств, способствующих повышению качества диагностики прогноза тромбозов и тромбоэмболии, рационализации терапевтического процесса и профилактических процедур на основе анализа риска возникновения патологии с помощью современных информационных и компьютерных технологий и достижений в области искусственного интеллекта, характеризуется комплексным, системным анализом прямых и латентных показателей различной модальности, представленных в различных метриках, позволяющих диагностировать предрасположенность и риск тромбозов и тромбоэмболии, и использования существующих лабораторных способах исследования и специализированных устройств (включая оптические).

1.7 Цели и задачи исследования

Анализ существующих методов, технологий и алгоритмов, аппаратных и программных средств информационной и технической поддержки позволяет сделать вывод, что в настоящее время недостаточно внимания уделяется ранжированию и формированию множества информативных признаков (представленных булевыми значениями), адаптивному синтезу логических решающих правил, совместному использованию результатов объективного (лабораторные исследования и результаты осмотра) и субъективного (ответы на вопросы анкеты) анализов. Это сказывается на качестве применения автоматизированных систем поддержки принятия решений лечебно-диагностическом процессе на основе современных информационных и компьютерных технологий.

С учетом актуальности и степени разработанности темы исследования сформулированы цель и определены задачи исследования.

Диссертационная работа посвящена вопросам исследования, разработки и создания новой медицинской техники для диагностики, профилактики заболеваний человека, а также для оптимизации информационных данных, получаемых в медицинском технологическом процессе, обработке, выборе средств представления и принятии решений.

Областью исследований данной работы является создание новых методов решения классификационной задачи прогноза тромбоэмболии на основе анализа гетерогенной информации о состоянии пациента до и после операционного вмешательства. Результаты исследований – решающие правила и методика их использования - найдут свое применение как в клинике тромбоэмболии – в качестве основы автоматизированной системы поддержки принятия решений, так и в профилактике возникновения данной патологии.

Целью диссертационной работы является повышение качества лечения или профилактики тромбоэмболии при эндопротезировании крупных суставов путем применения автоматизированной интерактивной системы поддержки принятия решений.

С учетом актуальности и степени разработанности темы исследования определялись следующие **задачи исследования**:

Для достижения поставленной цели решены следующие **задачи**:

1. Осуществить анализ современных способов и технологий прогноза тромбоэмболии и автоматизированных систем поддержки принятия решений (СППР) медицинского назначения.
2. Разработать метод формирования множества информативных признаков, представленных логическими значениями.
3. Разработать структуру и алгоритмы функционирования модифицированной логической нейронной сети для синтеза условий активации продукционных решающих правил классификационного типа.
4. Разработать метод синтеза решающих правил прогнозирования типовых форм тромбоэмболии и их исходов, на основе результатов обследования и опросника.
5. Разработать схемы использования СППР для применения в клинической медицине и повышения квалификации медицинских работников.
6. Получить решающие правила прогнозирования возникновения типовых форм тромбоэмболии и осуществлена оценка эффективности их применения на клинически подтвержденных и репрезентативных данных.
7. Осуществить внедрение материалов исследований в клиническую практику и учебный процесс.

2. Методы и модели принятия решений по прогнозу тромбоемболии при эндопротезировании крупных суставов

2.1 Объект, методы и средства исследований

Эндопротезирование крупных суставов предназначено для восстановления рабочего состояния конечностей путем оперативного вмешательства, которое осуществляется после изучения состояния пациента по анамнезу. В послеоперационный период возникают различные осложнения по двум основным причинам: развитие инфекционного процесса (часто приводящее к удалению эндопротеза) и образование тромбов, что представляет серьезную угрозу для жизни человека, поскольку процесс тромбообразования может лавинообразно нарастать в этом случае.

Оперативность качественной диагностики возможности возникновения тромбоемболии или наличия тромбов у пациента (особенно при превентивной медицине) существенно влияет на своевременность терапевтического (или профилактического воздействия) для обеспечения приемлемого уровня протекания гемостаза. Современные медицинские технологии позволяют практически одномоментно анализировать большое количество различных признаков, характеризующих состояние пациента в момент принятия решения о дальнейшем ведении больного, однако данный процесс затруднен и обладает большой долей субъективизма, если он осуществляется одним врачом.

Для обеспечения требуемой оперативности и качества обследования и-или лечения, возникает необходимость в разработке и использовании интеллектуализированного и компьютеризированного «помощника» - автоматизированной системы поддержки принятия решений по прогнозу

тромбоэмболии (СППР ПТ) – для оперативного объективного формирования рекомендаций-заключений о возможных ситуациях развития тромбоэмболии и ее исходов на основе одномоментного анализа всей имеющейся гетерогенной информации о состоянии пациента (с учетом ее неопределенности).

Объектом настоящего диссертационного исследования является автоматизированная система прогноза тромбоэмболии и ее исходов при эндопротезировании крупных суставов на основе анализа множества информативных признаков, характеризующих состояние пациента.

Субъектами клинического исследования, проводимого в рамках диссертационной работы, являются пациенты хирургического отделения, которым проводится эндопротезирование крупных суставов. Пациенты проходили наблюдение, лечение и оперировались в Курской областной клинической больнице. Анализировались клинически подтвержденные диагнозы и исходы, отраженные в историях болезни 577 человек, у которых отмечалась тромбоэмболия и 201 – у которых тромбозы не наблюдались.

Функционирование СППР ПТ основывается на синтезированных решающих правилах (РП) базы знаний. Базовым математическим аппаратом в данном случае являются способы и методы, позволяющие решать задачи прогнозирования возникновения и развития различных форм тромбоэмболии и исходов лечения, которые рассматриваются как классификационные задачи.

Начальным этапом решения указанной задачи является формирование пространства информативных признаков [11, 53, 55, 59, 64].

Учитывая сложность и динамичность исходных признаков для формирования их состава привлекаются высоко квалифицированные эксперты. Согласно рекомендациям [122] была сформирована группа экспертов из 9 человек: 4 доктора медицинских наук, 3 кандидата

медицинских наук, один кандидат биологических наук (из них 6 человек – практикующие врачи). Опрос и анализ мнений экспертов проводился методом Делфи.

Первоначально искомое множество признаков образовало две группы:

- признаки, предназначенные для оценки до и послеоперационного рисков возникновения и/или развития различных форм тромбоза, наличие или отсутствие которых представляется экспертами определены в виде соответствующих логических переменных, принимающих значение «true» или «false». Назовем данные признаки «осмотровыми» (*OsmFact*);
- признаки, предназначенные для оценки рисков i -го обследуемого для форм тромбоза ω_i по некоторой анкете-опроснику an (дооперационный анамнез) и представленные в бальной метрике (от 0 до 9). Назовем указанное множество как *AnamFact*.

Значение коэффициента конкордации Кедалла для первой группы составило 0,89, для второй – 0,82. Таким образом, содержание множеств *OsmFact* и *AnamFact* приемлемо для проведения дальнейших исследований. Множество *OsmFact* представлено в таблице 2.1, множество *AnamFact* – в таблице 2.2.

Таблица 2.1 Осмотровые признаки (факторы риска) возникновения тромбозов (начало)

№ OsmFact	Идентификаторы (название) признаков
1	2
1	Наличие ТЭЛА или ТГВ (тромбоз легочной артерии или тромбоз глубоких вен)
2	Варикозные заболевания вен
3	Онкологические заболевания
4	Возраст > 40 лет
5	Ожирение
6	Постельный режим
7	Тромбофилии
8	Дегидратация или полицитемия
9	Недостаточность кровенаполнения
10	Дыхательная недостаточность
11	Инфекция или сепсис
12	Лечение эстрогенами
13	Применялась общая анестезия
14	Нефротический синдром
15	Общие осложнения / Шок 1 степени
16	Общие осложнения / Шок 2 степени
17	Общие осложнения / Шок 3 степени
18	Общие осложнения / Шок 4 степени
19	Общие осложнения / Асептическая лихорадка
20	Общие осложнения / Синдром НВР (неврологический)
21	Общие осложнения / Нагноение раны
22	Общие осложнения / Остеомиелит
23	Общие осложнения / РДССВ (Респираторный дистресс-синдром взрослых)
24	Общие осложнения / Пневмония
25	Местные осложнения / Нагноение гематомы
26	Местные осложнения / Компартмент синдром
27	Местные осложнения / ТГВ голени
28	Местные осложнения / Илеофemorальный тромбоз
29	Местные осложнения / Нейропаксия
30	Местные осложнения / Тромбоз артерии
31	Тип обезболивания / Блокада
32	Тип обезболивания / Проводниковая анестезия
33	Тип обезболивания / Масочный наркоз

Таблица 2.1 Осмотровые признаки (факторы риска) возникновения тромбозов (продолжение)

№ OsmFact	Идентификаторы (название) признаков
34	Тип обезболивания / Интубационный наркоз
35	Метод фиксации / Гипсовая повязка
36	Метод фиксации / Скелетная вытяжка
37	Срок ТЭЛА / 1 сутки
38	Срок ТЭЛА / 2 сутки
39	Срок ТЭЛА / 3 суток
40	Срок ТЭЛА / 5-7 сут.
41	Срок ТЭЛА / 10-15 сут.
42	Срок ТЭЛА / 3-4 нед.
43	Срок ТЭЛА / > 4 нед.
44	Клиника ТЭЛА / боль в груди
45	Клиника ТЭЛА / ОДН (острая дыхательная недостаточность)
46	Клиника ТЭЛА / кровохаркание
47	Клиника ТЭЛА / потеря сознания
48	Клиника ТЭЛА / пневмония
49	Клиника ТЭЛА / отсутствует
50	Анемия
51	ЭКГ / аритмия
52	ЭКГ / Перфузия левого желудочка
53	ЭКГ / Неспецифические нарушения
54	Локализация тромба / Вены стопы
55	Локализация тромба / Вены таза
56	Локализация тромба / Задняя большеберцовая вена
57	Локализация тромба / Передняя большеберцовая вена
58	Локализация тромба / Малая берцовая вена
59	Локализация тромба / Коммуникантные вены
60	Локализация тромба / Глубокие вены бедра
61	Локализация тромба / Наружная подвздошная вена
62	Локализация тромба / Внутренняя подвздошная вена
63	Локализация тромба / Общая подвздошная вена
64	Локализация тромба / вены таза
65	Локализация тромба / Подключичная вена
66	Локализация тромба / Вены верхней конечности
67	Локализация тромба / Источник не выявлен
68	Локализация тромба / Подколенная артерия
69	Локализация тромба / БПВ (большая подкожная вена)

Таблица 2.1 Осмотровые признаки (факторы риска) возникновения тромбозов (продолжение)

№ OsmFact	Идентификаторы (название) признаков
70	Локализация тромба / МПВ (малая наружная вена)
71	Локализация тромба / НПВ (нижняя полая вена)
72	Тип тромба / Фиксированный
73	Тип тромба / Флотирующий
74	Тип тромба. / Не известен
75	Заинтересованный компартмент синдром 1
76	Заинтересованный компартмент синдром 2
77	Заинтересованный компартмент синдром 3
78	Заинтересованный компартмент синдром 4
79	Заинтересованный компартмент синдром 5
80	Пробы / Мозеса
81	Пробы / Хоманса
82	Пробы / Левенберга
83	Пробы / Рентген
84	Пробы / РВГ (реовазография)
85	Пробы / УЗИ/окклюзивный тромбоз
86	Пробы / УЗИ/неокклюзивный тромбоз
87	давление в норме
88	Повышенное давление до 15 мм
89	Повышенное давление до 30мм
90	Нарушение венозной гемодинамики / нет
91	Нарушение венозной гемодинамики / отек/ умеренный.
92	Нарушение венозной гемодинамики / отек / средне-выраженный
93	Нарушение венозной гемодинамики / отек / резко выраженный
94	Нарушение венозной гемодинамики. / цианоз
95	Нарушение венозной гемодинамики / боль
96	Нарушение венозной гемодинамики / бледность
97	УЗДГ (Ультразвуковая доплерография) / фракция выброса до 60%
98	УЗДГ / фракция выброса больше 60%
99	Размеры тромба/ до 6 мм
100	Размеры тромба/ 6-8 мм
101	Размеры тромба/ > 8 мм
102	Тип эндопротезирования / цементное
103	Тип эндопротезирования / без цементное

Таблица 2.1 Осмотровые признаки (факторы риска) возникновения тромбозов (окончание)

№ OsmFact	Идентификаторы (название) признаков
104	Тип эндопротезирования / гибридное
105	локализация эндопротезирования / справа
106	Локализация эндопротезирования / слева
107	локализация эндопротезирования / тазобедренных суставов
108	локализация эндопротезирования / коленный сустав
109	Гипокоагуляция
110	Гиперкоагуляция
111	Д-Димер/ норма
112	Д-Димер/ выше нормы
113	РФМК (растворимый фибрин мономерный комплекс) /норма
114	РФМК / выше нормы
115	РФМК /ниже нормы
116	АЧТВ (активированное частичное тромбопластиновое время)< 24 секунд
117	АЧТВ > 35 секунд
118	АЧТВ / 24-35 секунд
119	Тромбиновое время /<10 секунд
120	Тромбиновое время/ >18 секунд
121	Тромбиновое время / 10-18 секунд
122	Диагноз / эмболический тромбоз
123	Диагноз / не эмболический тромбоз
124	Диагноз/ нет тромбоза
125	Тип ТЭЛА / нет
126	Тип ТЭЛА / массивная
127	Тип ТЭЛА / мелких ветвей
128	Форма ТЭЛА / молниеносная
129	Форма ТЭЛА / острая
130	Форма ТЭЛА / рецидивирующая

Примечание: $OsmFact_{122} \dots OsmFact_{130}$ выступают в качестве признаков не только для определения рисков возникновения возможных исходов, но и в качестве развития других форм тромбозов (особенно, если они присутствовали в дооперационный период или риск этой ситуации превышал пороговый уровень).

Таблица 2.2 Признаки (факторы риска) возникновения тромбозов регистрируемые по дооперационному анамнезу – множеству *AnamFact* (начало)

№ группы <i>AnamFact</i>	Группа показателей	Семантика показателя	Балл
1	Поло-возрастной фактор	Мужчины, до 44 лет	1
		Мужчины, 45 -59 лет	2
		Мужчины, 60 -74 лет	4
		Мужчины, 75-89 лет	7
		Мужчины, старше 90 лет	9
		Женщины, до 34 лет	0
		Женщины, 35 -44 лет	1
		Женщины, 45 -64 лет	2
		Женщины, 65-74 лет	4
		Женщины, старше 75 лет	8
2	В семейном анамнезе тромбозов	Отсутствует	0
		Присутствует	3
		Присутствует тромбоз у родственников 1 степени до 50 лет	6
3	Срок беременности женщина	не беременна	0
		1 триместр	5
		2 триместр	8
		3 триместр	9
4	Количество беременностей у женщины	0	0
		1	4
		2	6
		3	7
		Более 3	9
5	Сахарный диабет	Нет	0
		1 -го типа	4
		2-го типа	8
6	Травма тканей (в том числе операционная)	Нет	0
		есть	6
7	Длительность операции	Нет операции	0
		До 30 минут	1
		30-60 минут	2
		60-90 минут	4
		90-120 минут	6
		Более 120 минут	9

Таблица 2.2 Признаки (факторы риска) возникновения тромбозов регистрируемые по дооперационному анамнезу – множеству *AnamFact* (продолжение)

№ группы <i>AnamFact</i>	Группа показателей	Семантика показателя	Балл
8	Переломы костей нижних конечностей	Нет	0
		Есть	6
9	Расширение подкожных вен хроническая венозная недостаточность	Не наблюдается	0
		Не ярко выраженная	4
		Ярко выраженная	9
10	Масса тела	Существенно ниже нормы	6
		Норма	0
		избыточная	2
		ожирение 1-2 степени	4
		ожирение 3 степени	7
ожирение 4 степени	9		
11	Наличие онкологических (злокачественных) новообразований.	Нет	0
		Внутренних органов	6
		Системы кроветворения (лейкоз)	8
		Дыхательной системы	7
		Головного мозга	6
Спинного мозга	5		
12	Длительный постельный режим	Нет	0
		есть	5
13	Недостаточность кровообращения II-III степени с отеками	Нет	0
		Есть	до 8
14	Терапия эстрогенами (прием противозачаточных)	Нет	0
		есть	до 8
15	Гиперкоагуляционные синдромы.	Нет	0
		Есть	До 9
16	Травмы сосудов	Нет	0
		Есть	До 9

Таблица 2.2 Признаки (факторы риска) возникновения тромбоза регистрируемые по дооперационному анамнезу – множеству *AnamFact* (продолжение).

№ группы <i>AnamFact</i>	Группа показателей	Семантика показателя	Балл
17	Первый эпизод идеопатического венозного тромбоза	Присутствует Не присутствует	8 0
18	Ишемическая болезнь сердца	Присутствует Не присутствует	7 0
19	Ишемическая болезнь оперируемой части тела	Присутствует Не присутствует	9 0
20	Эндартерит	Присутствует Не присутствует	9 0
21	Васкулиты	Присутствует Не присутствует	8 0
22	Системные аутоиммунные заболевания	Присутствует Не присутствует	6 0
23	Переохлаждение	Не было Не значительное Значительное	0 2 6
24	Перепады температуры	Не было Не значительное Значительное	0 2 7
25	Обезвоживание	Не было Не значительное Значительное	0 2 4
26	Статические состояния при длительных путешествиях	Редко Часто Очень часто	0 1 3
27	Инфекции, приводящие к повреждению эндотелия токсинами	Не были Были редко Были часто Присутствуют в данный момент	0 1 3 8
28	Тромбоз в анамнезе	Нет Есть	0 До 9
29	Факторы, связанные с операцией или повреждением:	Костей таза или шейки бедренной кости Костей нижней конечности Позвоночника Другие повреждения	4 3 3 1

Таблица 2.2 Признаки (факторы риска) возникновения тромбозов регистрируемые по дооперационному анамнезу – множеству *AnamFact* (окончание)

№ группы <i>AnamFact</i>	Группа показателей	Семантика показателя	Балл
30	Вскрытие послеоперационного или посттравматического септического очага	Было Не было	До 4 0
31	Рецидивирующие эпизоды тромбоза в анамнезе	Нет Есть	0 До 9
32	Повторные операции или манипуляции	Не проводились Проводились	0 До 8
33	Дефицит протеина С	Отсутствует Присутствует	0 До 4
34	Дефицит протеина S	Отсутствует Присутствует	0 До 4
35	Дефицит антитромбина III	Отсутствует Присутствует	0 До 5
36	Мутация MTHFR (метилентетрагидрофолатредуктаза) выявленная методом ПЦР (полимеразной цепной реакции)	Отсутствует Присутствует	0 До 4
37	Наличие волчанкового антикоагулятора	Отсутствует Присутствует	0 До 5
38	Мутация гена протромбина G2020A методом ЦПР	Отсутствует Присутствует	0 До 6
39	Шкала Wells	0-2 балла 3-6 баллов Более 6 баллов	0 4-6 7-9

Исходя из принятой в клинике технологии лечения и профилактики тромбозов, предлагается в качестве диагностируемых классов рассматривать [9, 70, 79, 164].

1) Для признакового пространства *OsmFact* :

- формы ТЭЛА:

ω_m – массивная;

ω_s – молниеносная;

ω_{bl} – мелких ветвей;

ω_r - рецидивирующая;

ω_{os} – острая;

- эмбологический тромбоз ω_{emtr} ;

- неэмбологический тромбоз - ω_{nemtr} ;

- отсутствие тромбоза» - ω_0 .

2) Для признакового пространства *AnamFact*:

- ТЭЛА – $\omega_{tela} = \{\omega_m, \omega_s, \omega_{bl}, \omega_r, \omega_{os}\}$;

- тромбоз - $\omega_{tr} = \{\omega_{emtr}, \omega_{nemtr}\}$.

В качестве возможных исходов проведения терапевтических и/или профилактических мероприятий предлагается рассматривать два «крайних» состояния: «летальный исход» - *OutD* и «выздоровление» - *OutR*. Под «выздоровлением» в данном случае понимается остановка процесса образования тромбов – тромбоэмболии и удаление образовавшихся тромбов. Промежуточные состояния исходов (степень выздоровления) определяется соотношением соответствующих значений рисков отнесения к «крайним» состояниям.

Прогнозирование возникновения определенного вида тромбоза в СППР ПТ осуществляется с конкретным значением риска $Risk_{\omega_i}$ (лежит в интервале от 0 до 1). Тогда, если терапия или профилактика обладает эффективностью - $EfTer_{\omega_i}$ (определенную, например, экспертами), то риск исхода предлагается оценивать по формуле:

$$OutcomeRisk_{\omega_i} = (1 - EfTer_{\omega_i}) \cdot Risk_{\omega_i}.$$

Анализ пространства признаков показал, что к особенностям представления «вход-выходной» информации СППР ПТ относятся гетерогенность и полимодальность. Последняя обуславливается тем, что «входная» информация – значения регистрируемых информативных признаков представляются либо в виде логических («true», «false») либо в виде натуральных чисел – «баллов значимости» присутствия/отсутствия признака (фактора риска) в анамнезе пациента. Выходная информация представляет собой сообщения ЛПР о прогнозе определенных видов тромбоемболий и значений риска каждого из них.

Особенности интерфейса СППР ПТ обуславливаются двумя факторами:

- типом применяемого монитора компьютера, входящего в состав СППР ПТ (ПЭВМ, планшет, средства мобильной связи);
- структурой и последовательностью анализируемой информации, наилучшим образом позволяющей врачу (ЛПР) взаимодействовать с СППР ПТ.

Для определения места применения СППР ПТ в клинико-технологических процессах прогноза и профилактики тромбоемболии при эндопротезировании представим данный процесс в виде информационно-аналитической модели, приведенной на рисунке 2.1 (синтезирована на основе анализа литературных источников [47, 70, 100, 161] и опыта практических врачей - клиницистов). Места (клинико-технологические модули) предполагаемого использования СППР ПТ отмечены знаками «*» и «**»:

- знаком «**» выделены модули системы, непосредственно входящие в объект диссертационного исследования;
- знаком «*» выделены модули СППР ПТ, позволяющие ЛПР формировать терапевтические или профилактические мероприятия по ведению пациента на основе рекомендаций, сформулированных с учетом

положительного опыта, описанного в информационных источниках или приведенных в информационных базах данных.

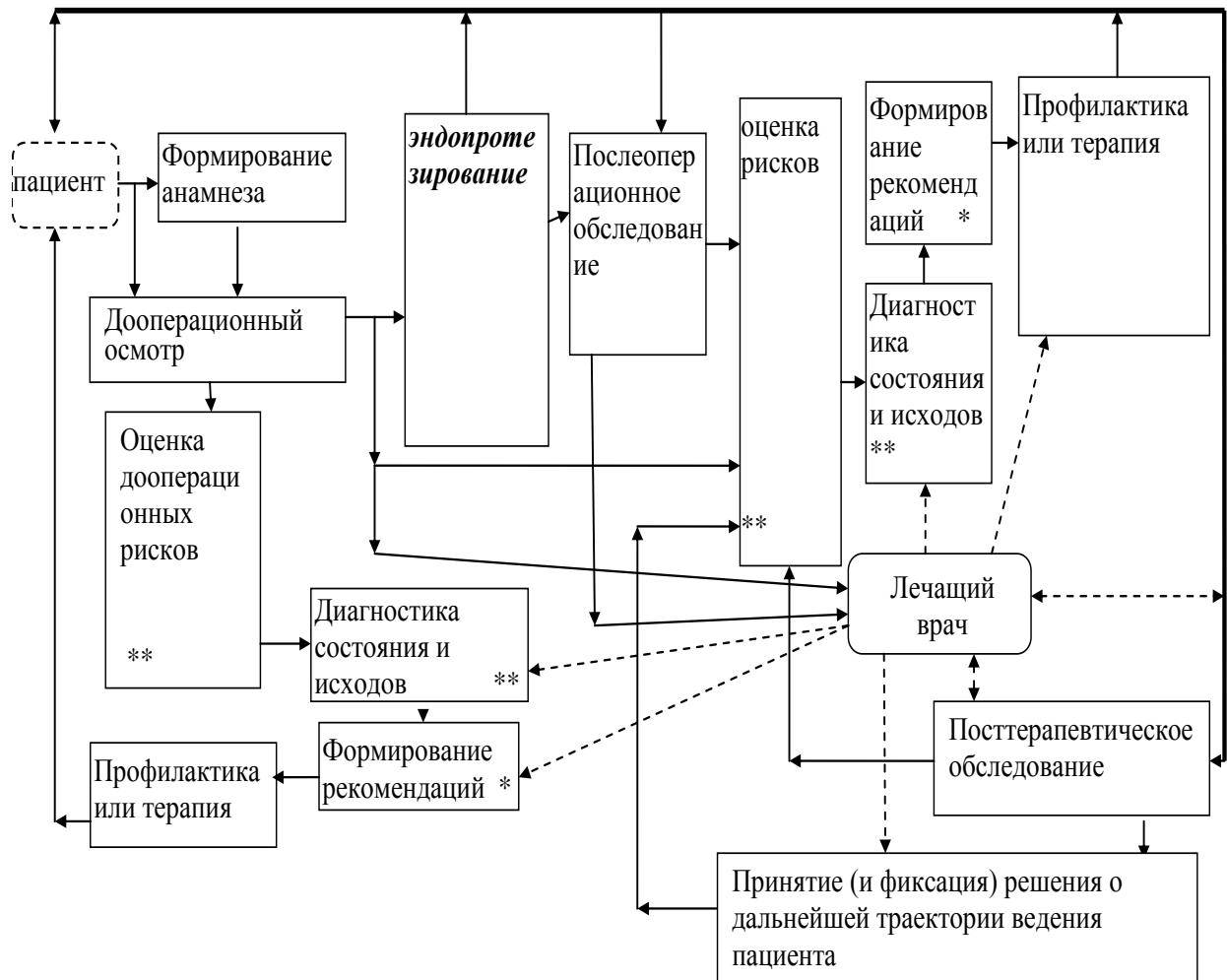


Рисунок 2.1 – Укрупненная информационно-аналитическая модель прогноза и профилактики тромбоза при эндопротезировании (сплошной линией показаны информационные потоки, пунктирной – корректирующие действия врача (ЛПР))

Приведенная на рисунке модель отражает следующую технологию терапии и профилактики тромбоза. По результатам анализа анамнеза больного, до и после операционного вмешательства (в данном случае, эндопротезирование крупных суставов) системой поддержки

принятия решений вычисляются риски и, по определенным на этапе обучения (настройки) решающим правилам, прогнозы различных форм тромбоемболий и их исходов.

Этот процесс выполняется под управлением лечащего врача на основе рекомендаций, сформированных системой поддержки принятия решений. После проведенной, согласно рекомендациям СППР ПТ и решениям врача (ЛПР), терапии осуществляется контроль состояния пациента и определение рисков развития различных ситуаций (прогноза тромбоемболий и исходов). Данный процесс повторяется до достижения желаемого эффекта (выздоровления или купирования состояния) или смерти.

Поскольку рассмотренные процессы терапевтического воздействия (профилактика и-или лечения) включают в себя функционирование автоматизированной системы поддержки принятия решения при определении рисков и классификации состояний и исходов, то имеется возможность для конкретного больного фиксировать (и далее – анализировать) градиент изменений и скорость изменения состояний в численной форме. Тем самым, появляется возможность оценивать эффективность профилактики или лечения в количественных формах, отражая качество терапевтического процесса.

К значениям показателей качества функционирования предлагаемой СППР ПТ предъявляются следующие требования:

- клиническая приемлемость и непротиворечивость;
- нижние пороговые значения показателей качества не должны быть меньше, чем у ранее разработанных и применяемых (с решающими правилами для сходных форм тромбоемболии и-или на ином математическом аппарате). Таковыми, в данном случае, являются [54, 79, 114] диагностическая чувствительность (ДЧ), диагностическая

специфичность (ДС) , диагностическая эффективность (ДЭ) с пороговыми значениями 0,8.

Обеспечение адекватности синтезированных решающих правил обуславливается двумя основными факторами:

- научно-обоснованным сформированным множеством информативных признаков, обладающих требуемыми классификационными характеристиками и системно представляющих состояние организма;

- научно-обоснованными и логически непротиворечивыми методами и алгоритмами структурно-параметрической идентификации (синтеза) решающих правил.

Вопросам формирования множества информативных признаков и упорядочивания его элементов по выбранным показателям посвящено множество исследований, рассмотренных в первой главе (в том числе, проводимых на кафедре «Биомедицинская инженерия» ЮЗГУ – [12, 11, 64, 140]).

Большинство из них предполагает:

- обязательное соблюдение принципов доказательной медицины (исключение составляют экспертные методы);

- обработку одномодальных признаков;

- обработку количественных признаков, представленных в непрерывной шкале значений.

Признаки, характеризующие состояние пациента как объекта применения предлагаемой СППР ПТ, не обладают указанными свойствами. В связи с этим, предлагается выполнять оценку информативности признаков различными методами, учитывающими их гетерогенность и модальность, а затем, упорядочив множество признаков по мере убывания показателя информативности для каждого из методов (получив частные кортежи признаков), синтезировать искомое множество

информативных признаков путем пересечения частных кортежей (или организации взвешенно-мажоритарного голосования между ними) и задания критерия, определяющего максимальный объем множества.

В качестве решающих правил предлагается использовать продукционные конструкции, позволяющие по выполнению (не выполнению) определенных условий осуществлять соотнесение состояния пациентов к определенным классам, соответствующим различным прогнозируемым видам тромбоэмболии и исходов, с указанием уверенности (рисков) классификации.

Для случая, когда значения прямых или латентных признаков принадлежат нечетким множествам с базовыми переменными на непрерывной шкале (характерным для большинства медицинских диагностических задач) разработаны (в том числе, на кафедре Биомедицинской инженерии ЮЗГУ – см., например, работы [41, 61, 63, 67]) методы нечеткого логического вывода.

Для решения подобных задач в случае представления признаков в форме логических переменных (как отмечалось в главе 1) предлагается использовать либо ДСМ-метод [25], либо логический нечеткий вывод на основе лингвистических переменных [78, 79], как наиболее приближенный к синдромальному подходу в медицине.

Использование ДСМ-метода в случае большого количества признаков (более 20) не достаточно продуктивно, поскольку возникают проблемы с вычислительными ресурсами организации полного перебора сочетаний всех признаков (более 2^{20} и последующим степенным ростом) и реализуемостью необходимых условий выполнимости посылок правил ДСМ-индукции [128] в случае, если количество пациентов в обучающей выборке соизмеримо (одного порядка или меньше) с количеством анализируемых признаков. Подобные проблемы возникают и при выборе

оптимальной конструкции лингвистической переменной, что отмечается в [79].

В связи с этим синтез условий активации продукций с учетом указанной специфики «входной» информации предлагается осуществлять с помощью искусственных логических нейронных сетей [2, 119] на основе базовых парадигм метода группового учета аргументов - МГУА [46, 154, 147] (самоорганизации, свободы выбора принятия решений, внешнего дополнения – критериев и выборов). МГУА позволяет синтезировать сложные модели с различным количеством аргументов на основе функционалов от конструкций, включающих ограниченное и небольшое количество аргументов (два, три).

Таким образом, к новым методам формирования адекватной базы знаний, относится синтез условий активации решающих правил продукционного типа путем применения модифицированных искусственных логических нейронных сетей МГУА подобных структур.

К средствам решения задач и достижения цели диссертационного исследования относятся:

- 1) пакеты ПО статистического анализа (*Excel, Statistica*);
- 2) методы формирования таблиц экспериментальных данных, анализа и устранения артефактов, на основе анализа историй болезни пациентов;
- 3) математический аппарат оценки численных значений показателей качества классификационных решающих правил;
- 4) авторские программные продукты, разработанные в ходе диссертационного исследования, осуществляющие дифференциальную диагностику и поддерживающие интерфейс между системой и лицом принимающим решение (ЛПР).

Одной из важных задач синтеза РП является выбор (формирование) информативных признаков (множество ΩI) из исходных (множество

$\Omega = \{x_1, x_2, \dots, x_n\}$). Меры информативности типа Кульбака не являются адекватными для рассматриваемого типа данных. В связи с этим, предлагается использовать различные по методологии способы вычисления информативности, а затем, вычисляется итоговая для каждого признака, по которой формируется множество ΩI .

В частности, рекомендуется использовать следующие, являющиеся модификациями предложенных в работах [11, 12, 64, 141], методы с учетом специфики, рассматриваемого в работе признакового пространства.

Метод корреляционных предпочтений.

В каждом классе ω_l (формах прогноза тромбоэмболии) вычисляются матрицы парной корреляции между признаками, по которым формируются соответствующие элементы матрицы смежности S_l :

$$s_{l,i,j} = \begin{cases} 1, & \text{если } |r_{i,j}| \geq rp_l \\ 0, & \text{если } |r_{i,j}| < rp_l \end{cases}, \quad (2.1)$$

где $r_{i,j}$ – коэффициент парной корреляции между признаками i и j , rp_l – пороговые значения для коэффициентов парной корреляции в классах ω_l , превышение которых гарантирует приемлемый, задаваемый уровень ошибки первого рода (рекомендуется $p \leq 0.01$).

По полученным S_l вычисляется матрица Msp , элементы которой рассчитываются по формуле:

$$Msp_{i,j} = \frac{1}{L} \sum_{l=1}^L s_{l,i,j}. \quad (2.2)$$

По полученной матрице определяются значения вектора Vsp : $Vsp_i = \sum_{j=1}^n Msp_{i,j}$ (n -количество исходных признаков). В качестве меры информативности признака i принимается величина:

$$Infkor_i = \frac{1}{Vsp_i}. \quad (2.3)$$

Таким образом, наименьшей информативностью обладает признак, имеющий наибольшее количество корреляций во всех классах – т.е. наименее специфичный. Назовем этот метод как МКП.

Метод дискриминантных предпочтений.

Допустим, значения признаков принимают значения «true» («1») либо «false» (0), либо используется бинарное кодирование в алфавите $\{0,1\}$. В этом случае предлагается применять аналог полинома Габора в виде логического многочлена [11, 12, 140]:

$$Yb_{l,j}(\{Zb\}) = \bigvee_{t=1}^T \left(\bigwedge_{i=1}^n (\alpha_{t,i} \rightarrow zb_i) \right), \quad (2.3)$$

где: n – количество показателей, представленных в булевой форме; T – количество дизъюнкций; $\alpha_{t,i}$ – логическая константа, позволяющая учитывать или не учитывать логическую переменную i в конъюнкции t ($\alpha_{t,i}=true$ – показатель i учитывается, $\alpha_{t,i}=false$ – показатель i не учитывается), zb_i – признак i из $\{Zb\}$ (в данном случае, $\{Zb\} \equiv \{\Omega\}-x_j$), $Yb_{l,j}(\{Zb\}) \equiv x_j$.

Формула (2.3) идентифицируется с помощью аппарата логических нейронных сетей, описанного в [19, 20, 45] или любыми алгоритмами минимизации булевых функций [5, 16].

Для каждого класса ω_l определяем множество отличий $\{\varepsilon b\}_l$ логических аппроксимантов по формуле:

$$\varepsilon b_{l,i} = \frac{1}{m} \sum_{j=1}^m \Delta z b_{l,i,j}, \text{ где } \Delta z b_{l,i,j} = \begin{cases} 1, \text{ если } (z b_{l,i,j} \equiv z b_{l,i,j}) = true \\ -1, \text{ если } (z b_{l,i,j} \equiv z b_{l,i,j}) = false \end{cases}, \quad (2.4)$$

где: m – размерность (количество элементов) вектора, представляющего признак в булевой шкале измерений в обучающей выборке $z b$, $z b$ – аппроксимант $z b$ в виде идентифицированной структуры (2.2) $z b_{l,i,j} = Yb_{l,i,j}(\{Zb\})$.

Для каждого класса ω_l признаки x_i упорядочиваются по мере убывания значений $\varepsilon_{b_{l,i}}$ и формируются l множеств характеристик для классов и соответствующие им множества рангов $\{Rn\}^{w_l}$, элементы которого $j = \overline{1, n}$ вычисляются по формуле:

$$Rn_j^{w_l} = \begin{cases} n, & \text{для } j = 1 \\ Rn_j^{w_l} - 1, & \text{для } (j \neq 1) \& \varepsilon_{b_{l,j}} \neq \varepsilon_{b_{l,j-1}} \\ Rn_j^{w_l}, & \text{для } (j \neq 1) \& (\varepsilon_{b_{l,j}} = \varepsilon_{b_{l,j-1}}) \end{cases}. \quad (2.5)$$

Итоговая информативность $InfDisP(x_i)$ определяется как:

$$InfDisP(x_i) = \frac{\max_{l=\overline{1,L}}(Rn_{x_i}^{w_l})}{\max_{j=\overline{1,N}}(\max_{l=\overline{1,L}}(Rn_{x_i}^{w_l}))}. \quad (2.6)$$

Назовем этот метод как МДП.

Метод предпочтений по градиенту функциональных различий.

Информативная иерархия признаков по мнению школы Завьялова А.В. [42], анализируется с помощью значения критерия «Максимальный Градиент Функциональных Различий» (the Maximum Gradient of the Functional Differences - *MGFD*), вычисляемого как наибольшее значение межранговых отклонений упорядоченных по убыванию значимых (и приемлемо непротиворечивых) корреляций между показателями. На основе *MGFD* Завьялов А.В. предлагает оценивать системные отклонения («сдвиги» - в авторской терминологии) состояний пациента при различных терапевтических процедурах или патологиях следующим образом.

В каждом классе ω_l по обучающей выборке формируется матрица значимой модифицированной корреляционной связи $R_{w_l}^*$ (модификация заключается в том, что статистически незначимые коэффициенты приравниваются нулю). Далее вычисляется вектор «системозначимости» показателей $\overline{VS}_{w_l} = \{vs_{w_l,1}, \dots, vs_{w_l,n}\}$:

$$vs_{w_l,i} = \sum_{j=1}^n \left[\left| r_{w_l,i,j}^* \right| \right], \quad (2.7)$$

где $r_{w_l,i,j}^*$ - значение модифицированного коэффициента корреляции между показателями i и j .

Поскольку обучающие выборки в различных классах ω_l имеют в общем случае разные объемы, то и пороговые значения корреляций для одинаковых уровней ошибки первого рода будут различны, образуя некоторый вектор $\overline{Rpor}_{\omega_l} = \{rpor_{\omega_l,1}, \dots, rpor_{\omega_l,n}\}$. В соответствии с полученными пороговыми значениями, предлагается формула:

$$vS_{w_l,i} = \sum_{j=1}^n \left[\frac{r_{w_l,i,j}}{rpor_{w_l,i,j}} \right]. \quad (2.8)$$

Таким образом, для каждого класса ω_l получаем вектор – градиент функциональных различий \overline{VS}_{w_l} , на основании которого вычисляются значения элементов ранжированного вектора \overline{rgVS}_{w_l} (ранжирование в каждом классе осуществляется по одинаковой методологии, таким образом, чтобы в векторе не было элементов со значениями меньше 1).

Определяется итоговый вектор GFD ($IGFD$) для всех классов по формуле:

$$igfd_i = \prod_{l=1}^L rgVS_{\omega_l,i}. \quad (2.9)$$

В этом случае предлагается определять информативность признака x_i как:

$$InfGFD_i = \frac{igfd_i}{\max(igfd_i)}. \quad (2.10)$$

Назовем этот метод как МФР.

Анализ признакового пространства, сформированного экспертами (таблицы 2.1 и 2.2), позволяет предположить, что оно обладает некоторой избыточностью (ряд признаков высоко коррелируют между собой) и входящие в него признаки несут различную информационную нагрузку по отношению к рассматриваемым формам тромбоза в случае эндопротезирования.

Избыточность исходного множества признаков предлагается уменьшить, разделив его на два подмножества: базовое и «дублирующее». Если в реальных условиях по каким-либо причинам отсутствует возможность регистрации значения признака из базового множества, то регистрируется высоко коррелируемый и достоверно значимый с ним признак из дублирующего.

Проведенные исследования [55, 73, 173] показывают, что при анализе биологических объектов и синтезе решающих правил классификационного характера наряду с признаками, непосредственно измеряемыми, результативно используются латентные или интегральные.

Под интегральными признаками будем понимать такие, значения которых однозначно вычисляются через определенные функционалы от системной интеграции других. В качестве таковых функционалов предлагается использовать для признаков представленных:

А) *Логическими значениями* – логические функции двух и более переменных, например: $S_{i,j} = (x_{1,j} \wedge \overline{x_{10,j}}) \vee x_{4,j} \oplus S_{k,j}$ (где $S_{i,j}$ и $S_{l,j}$ – j -ое значение i -ого и l -го интегральных признаков, соответственно, $x_{k,j}$ – j -ое значение k -ого «первичного» признака). Для признаков, представленных в таблице 2.1, в качестве таковых предлагается использовать конъюнкции не более чем 4-х признаков, не встречающихся хотя бы в одном из альтернативных классов и доминирующие встречающихся хотя бы в одном другом.

Б) *Численными значениями* – алгебраические функции, отражающие «удаленность» («близость») объекта в пространстве признаков от центра или границ определенного базового класса и обладающими приемлемыми классифицирующими свойствами.

В) *Разномодальными значениями* – произведениями, активирующуюся множеством логических условий, аргументами которых являются гетерогенные признаки, например:

Если $(x_{1,j} = true) \ \& \ (возраст > 40 лет) \vee (температура > 37^{\circ} C)$ *то* $S_{i,j} = 2$.

2.2 Метод формирования множества признаков на основе комплексного анализа информативности

Предложенное экспертами множество признаков *OsmFact* представляет собой факторы риска возникновения и развития тромбозов в виде логических переменных характерны для различных ситуаций, то следует предположить, что не все из них будут достаточно информативны для решения искомой классификационной задачи, рассматриваемого в работе эндопротезирования крупных суставов.

Кроме того, анализируемые признаки коррелируют между собой, образуя, с одной стороны, избыточность признакового пространства, с другой, повышают надежность функционирования СППР ПТ. В связи с этим, для повышения оперативности прогнозирования различных форм тромбозов и исходов, предлагается, используемое системой поддержки принятия решений, множество информативных признаков (включая интегральные) подразделять на базовое и дополнительное, элементы которых коррелируют между собой.

Для формирования множества информативных признаков, в рассматриваемом случае, стандартная оценка информативности не является продуктивной по следующим причинам: представлением в виде логических переменных и небольшими для проведения статистических исследований объемами обучающих выборок. В связи с этим, предлагается применить методологию системного анализа путем совместного применения различных методов оценки информативности признаков, рассмотренных в п.2.1. Это позволит сформировать множество признаков, обладающих хорошими классификационными возможностями, в условиях выборок небольшого объема. Отсутствие информационной избыточности, характерное для подобных выборок, в данном случае

компенсируется информацией, возникающей в результате применения нескольких различных методов.

Таким образом, для решения первичной задачи синтеза базы знаний предлагается следующий метод формирования гетерогенного множества информативных признаков ΩI .

1. Формируется экспертный состав признаков из группы $OsmFact$ – множество Ω_e .
2. На основе анализа историй болезней формируются обучающая $X\Omega_{et}$ и экзаменационные $X\Omega_{ee}$ выборки значений признаков, согласно множества Ω_e равного объема случайным образом: $X\Omega_e = X\Omega_{et} \cup X\Omega_{ee}$.
3. Методами МКП, МДП и МФР на выборках $X\Omega_{et}$ и $X\Omega_{ee}$ формируются соответствующие вектора информативности: $Infkor_t, InfDisP_t, InfGFD_t, Infkor_e, InfDisP_e, InfGFD_e$.
4. Формируются кортежи признаков $\Omega kor_t, \Omega Dis_t, \Omega GF_t, \Omega kor_e, \Omega Dis_e, \Omega GF_e$, элементами которых являются признаки из $X\Omega_{et}$ и $X\Omega_{ee}$, упорядоченные по мере убывания значений, составляющих соответствующих им векторов информативности $Infkor, InfDisP, InfGFD$.
5. Формируются соответствующие векторы рангов на множестве $X\Omega_{et}$: $Rangkor_t, Rangdis_t, RangGFD_t$. Элементы векторов вычисляются по следующему правилу: первому элементу присваивается максимальное значение ранга – n , последующим – на единицу меньшим, если наблюдается уменьшение соответствующей информативности, или остается без изменений, в противном случае:

$$Rangkor_{t,i} = \begin{cases} n, \text{если } i = 1 \\ Rangkor_{t,i-1} - 1, \text{если } (Infkor_{t,i} < Infkor_{t,i-1}) \& (i \neq 1) \\ Rangkor_{t,i-1}, \text{если } (Infkor_{t,i} = Infkor_{t,i-1}) \& (i \neq 1) \end{cases}, \quad (2.11)$$

$$Rangdis_{t,i} = \begin{cases} n, \text{если } i = 1 \\ Rangdis_{t,i-1} - 1, \text{если } (InfDisP_{t,i} < InfDisP_{t,i-1}) \& (i \neq 1) \\ Rangdis_{t,i-1}, \text{если } (InfDisP_{t,i} = InfDisP_{t,i-1}) \& (i \neq 1) \end{cases}, \quad (2.12)$$

$$RangGFD_{t,i} = \begin{cases} n, \text{ если } i = 1 \\ RangGFD_{t,i-1} - 1, \text{ если } (InfGFD_{t,i} < InfGFD_{t,i-1}) \& (i \neq 1) \\ RangGFD_{t,i-1}, \text{ если } (InfGFD_{t,i} = InfGFD_{t,i-1}) \& (i \neq 1) \end{cases} \quad (2.13)$$

6. Аналогично п.5 на множестве $X\Omega_{ee}$ формируются $Rangkor_e$, $Rangdis_e$, $RangGFD_e$.

7. Вычисляются коэффициенты конкордации Кендалла между векторами рангов, полученных на выборках $X\Omega_{et}$ и $X\Omega_{ee}$:

$$KD = \frac{3}{n^3 - n} \sum_{i=1}^n (Rangdis_{t,i} + Rangdis_{e,i} - n - 1)^2, \quad (2.14)$$

$$KK = \frac{3}{n^3 - n} \sum_{i=1}^n (Rangkor_{t,i} + Rangkor_{e,i} - n - 1)^2, \quad (2.15)$$

$$KG = \frac{3}{n^3 - n} \sum_{i=1}^n (RangGFD_{t,i} + RangGFD_{e,i} - n - 1)^2, \quad (2.16)$$

(где: n – количество признаков)

8. Формируется вектор комплексных рангов $RANG$, такой что:

$$Rang_i = \frac{KK \cdot \max(Rangkor_{t,i}, Rangkor_{e,i}) + KD \cdot \max(Rangdis_{t,i}, Rangdis_{e,i}) + KG \cdot \max(RangGFD_{t,i}, RangGFD_{e,i})}{KK + KD + KG}, \quad (2.17)$$

9. На экспертном уровне определяется максимальный объем информативной выборки NI .

10. Формируется множество информативных признаков ΩI путем включения в него признаков из Ω , по мере убывания значений рангов в векторе $RANG$ до достижения объема выборки NI , или прекращения процесса убывания рангов. В случае равенства рангов, включение выполняется путем случайного выбора (методом Монте-Карло).

11. На базе множества ΩI формируются базовое ΩI_b и «дублирующее» ΩI_d
 $\Omega I = \Omega I_b \cup \Omega I_d, \Omega I_b \neq \Omega I_d$ по следующему алгоритму.

Шаг 1: $\Omega_b = \Omega$; $\Omega_d = \emptyset$; $n = V(\Omega)$ {вычисляется $V(\Omega) \leq NI$ – объем множества Ω }.

Шаг 2: На основе обучающей выборки на множестве Ω вычисляется матрица парной корреляционной связи Rb .

Шаг 3: Осуществляется формирование Ω_b и Ω_d путем применения циклической процедуры:

{ $i=1$; В цикле (до достижения i значения n) реализуется действие:

$$\text{Если } (rb_{i,j} > rpor) \& (v_i > v_j) \text{ то } (\Omega_b = \Omega_b - Z_i; \Omega_d = \Omega_d + Z_i) ,$$

(где: $rpor$ – пороговое значение коэффициента корреляции для выбранного уровня ошибки первого рода, определяемое экспертным путем, рекомендуется $p \leq 0.05$), v_i - частота встречаемости признака i при обследовании пациента).

2.3 Структура и алгоритм обучения модифицированной логической нейронной сети на основе метода группового учета аргументов.

База знаний СППР ПТ представляет собой совокупность решающих классификационных правил. Для реализации задач прогнозирования возникновения различных форм тромбоза и ее исходов выбраны правила в форме продукций, поскольку они достаточно просто реализуются с помощью программных средств, хорошо интерпретируются и зарекомендовали себя при решении различных задач в медицинских экспертных системах [9, 24, 44, 161]. В первой главе показано, что для синтеза антецедента (условия активации) решающих продукционных правил в случае представления характеризующих объект признаков, в виде булевых переменных целесообразно использовать искусственные логические нейронные сети (ЛНС).

Применяемый в настоящее время синтез ЛНС [45, 152], по сути, является итерационным процессом идентификации булевых функций (или предикатов первого порядка) в определенном логическом базисе, что не отвечает основным принципам самоорганизационного моделирования (свобода выбора решений, внешние дополнения – данные и критерии, селекция высокоперспективных промежуточных решений). Несоблюдение основных принципов самоорганизации при конструировании антецедента продукционного классификационного правила в условиях статистически небольшой выборки клинического материала и значительного количества признаков не всегда приводит к приемлемому диагностическому результату (диагностические возможности правил не достаточно специфичны и чувствительны).

Между тем, сетевые принципы синтеза моделей, лежащие в основе метода группового учета аргументов (МГУА), доказали свою

перспективность в аналогичных случаях при анализе сложных открытых систем не только в медицинской предметной области [16, 73, 92, 154].

Применение таких принципов самоорганизационного моделирования как: внешние дополнения и обеспечение свободы принятия решения при поэтапном усложнении сети и принятии окончательного решения о классификации объекта исследования в интерактивном режиме позволяет существенно повысить качество классификации без усложнения процесса обучения сети. Интерактивный режим дает возможность объединения естественного и искусственного интеллектов [48].

В связи с этим, на основе принципов и технологий МГУА и нечеткого логического вывода предлагается использовать нейроны сети с ограниченным и небольшим количеством входов, по аналогии с алгоритмами МГУА, обрабатывающих данные, представленные в числовых шкалах. В этом случае, решается проблема необходимости практически бесконечного накопления обучающей информации для повышения качества распознавания (поскольку значения внешнего критерия в этом случае стремятся к минимуму по мере роста рядов селекции оптимальной модели). Кроме того, ограничение на количество входных аргументов одного нейрона приближено к естественному интеллекту, который «одновременно удерживает» в оперативной обработке ограниченное количество информации об объектах, процессах или семантических группах (включая альтернативные решения). Минимальным в этом случае является искусственный логический нейрон с двумя входами и одним выходом. Назовем такой нейрон «бинарным». (Возможно использование нейронов с большим количеством входов с несущественной модификацией математического аппарата, требующее степенным образом возрастающие вычислительные ресурсы.)

Рассмотрим базовую структуру интерактивной искусственной логической нейронной сети, построенной на бинарных логических нейронах двух типов: логического и арифметико-логического.

Структура логического нейрона представлена на рисунке 2.2.

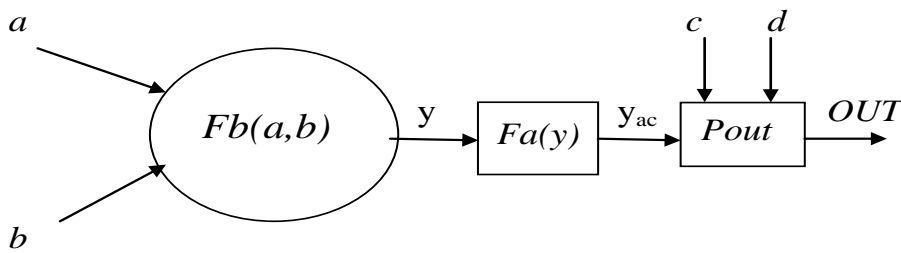


Рисунок 2.2. Схема бинарного логического нейрона типа *NL*

На рисунке 2.2 обозначено: $Fb(a,b)$ – функция двух логических переменных; $Fa(y)$ – функция активации (функция алгебры логики); y_{ac} – выходной сигнал функции активации; $Pout$ – модуль, формирующий строку OUT по y_{ac} и идентификаторам признаков c и d , используемых в качестве входов нейрона a и b , соответственно.

Переменная OUT предназначена для организации функционирования нейрона в сети и формируется в виде аналога польской инверсной записи для логических функций: $OUT = "(c)(d)\varphi\rho\pi"$ (c – идентификатор <признака> для переменной a , d – идентификатор <признака> для переменной b , φ – идентификатор логической функции между переменными a и b , ρ и π – идентификаторы логических функций *true* или *false* над переменными a и b , обозначенными символами «1» и «0»).

соответственно; например, если (в $Fb(a,b) = \bar{a} \vee b$, в качестве a используется $x1$, b - $x30$), то $OUT = "(x1)(x30) \vee 01"$.

Обучение нейрона заключается в выборе функции $Fb(a,b)$ из всего множества доступных логических функций (для двух переменных на входе нейрона – шестнадцать, для трех – 256 и т.д.) таким образом, что бы нейрон при заданной функции активации обеспечивал минимальную ошибку распознавания образа (представленного в виде логической переменной) в обучающей выборке.

Назовем данный тип нейрона как NL (neuron logical).

В первой главе диссертации и работах [19, 20] показано, что признаки, характеризующие субъект исследования и представленные в дихатомических или логических шкалах, рекомендуется обрабатывать методами и математическим аппаратом свойственным для информации, представленной в шкалах отношений в виде действительных чисел, выполняя преобразовательные операции, подобные процедурам фузификации и дефузификации при синтезе нечетких правил вывода [41, 63, 135]. В связи с этим, предлагается в качестве базового элемента нейронной сети в этом случае использовать логико-арифметический нейрон (logiko-arithmetic neuron – NLA) - схема приведена на рисунке 2.3.

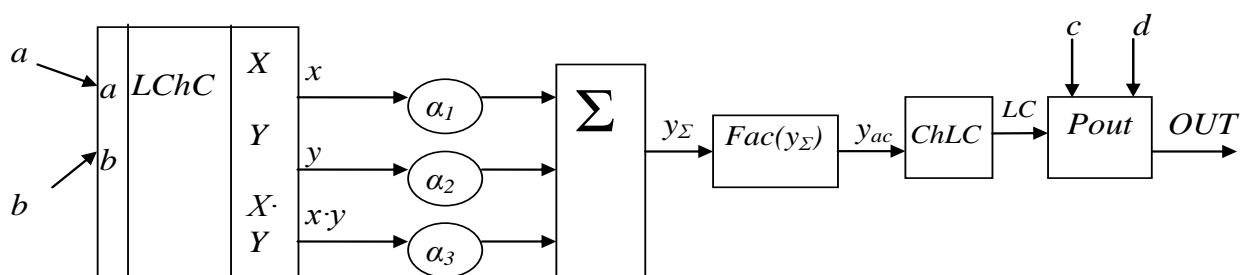


Рисунок 2.3. Схема бинарного логико-арифметического нейрона типа NLA .

На рисунке 2.3 обозначено: a, b – входы NLA – логические переменные; $LChC$ – логико-числовой преобразователь, осуществляющий функциональное преобразование логических переменных a и b в действительные числа X, Y и произведение $X \cdot Y$; $\alpha_1, \alpha_2, \alpha_3$ – множители, на которые накладываются ограничения вида: $|\alpha_1| \leq 1, |\alpha_2| \leq 1, |\alpha_3| \leq 1, |\alpha_1 + \alpha_2 + \alpha_3| \leq 1$, Σ – арифметический сумматор; $Fac(y_\Sigma)$ – функция активации; y_{ac} – выходной сигнал функции активации; $ChLC$ – число-логический преобразователь; $Pout$ – модуль (аналогичный логическому нейрону), формирующий строку OUT по LC и идентификаторам <признаков> c и d , используемых в качестве «входов» нейрона a и b , соответственно.

Рассмотрим предлагаемый вариант работы основных элементов, показанной на рисунке 2.3 структуры:

- сумматор Σ осуществляет выполнение функции $y_\Sigma = \alpha_1 \cdot x + \alpha_2 \cdot y + \alpha_3 \cdot x \cdot y$;
- блок функции активации $Fac(y_\Sigma)$ вычисляет значение переменной $y_{ac} = Fac(y_\Sigma)$, принимающей действительны значения в единичном интервале. Поскольку переменная $0 \leq y_\Sigma \leq 1$, то рекомендуется следующая функция активации:

$$Fac(y_\Sigma) = \begin{cases} 1 - 2 \cdot (y_\Sigma - 1)^2, & \text{если } y_\Sigma > 0,5 \\ 2 \cdot (y_\Sigma)^2, & \text{если } y_\Sigma \leq 0,5 \end{cases} \quad (2.18)$$

График функции $Fac(y_\Sigma)$ представлен на рисунке 2.4.

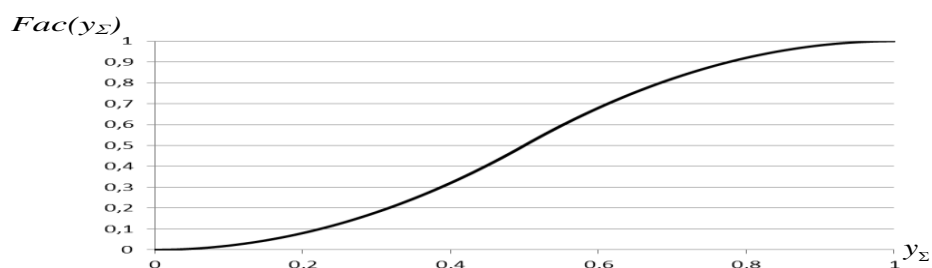


Рисунок 2.4 Функция активации $Fac(y_\Sigma)$ логико-арифметического нейрона типа NLA

- блок логико-числового преобразования *LChC* настраивается в процессе обучения *NLA* следующим образом. На вход блока в режиме обучения поступает обучающая выборка, состоящая из двух векторов \bar{A} и \bar{B} , элементы которых представляют собой логические переменные размерностью N . (В случае, если нейрон не является бинарным, количество подобных векторов увеличивается.) Далее вычисляются частоты значений переменных «*true*» и «*false*», по формулам:

$$p0_a = \frac{nfalse_a}{N}, p0_b = \frac{nfalse_b}{N}, p1_a = \frac{ntrue_a}{N}, p0_b = \frac{ntrue_b}{N}, \quad , (2.19)$$

$$ntrue_a + nfalse_a = ntrue_b + nfalse_b = N$$

где: $nfalse_a, nfalse_b, ntrue_a, ntrue_b$ - соответственно, количество переменных со значениями «*false*» и «*true*» для векторов \bar{A} и \bar{B} .

Затем рассчитываются вспомогательные коэффициенты:

$$K0_a = NK_a \cdot p0_a, K1_a = NK_a, K0_b = NK_b \cdot p0_b, K1_b = NK_b, \quad (2.20)$$

где NK_a, NK_b – «расширяющие диапазон» коэффициенты (рекомендуется $NK_a = NK_b = 1000$).

Согласно вычисленным коэффициентам, используя датчик случайных чисел (например, равномерного закона распределения), рассчитываются значения векторов $\bar{X}, \bar{Y}, \bar{X} \cdot \bar{Y}$, применяя последовательно формулы:

$$\begin{aligned} C0a_i &= random([0, K0_a]), C1a_i = random([K0_a, K1_a]), \\ C0b_i &= random([0, K0_b]), C1b_i = random([K0_b, K1_b]) \end{aligned}, \quad (2.21)$$

$$X_i = \begin{cases} \frac{2}{\pi} \arcsin\left(-\frac{C0a_i}{K0_a}\right), \text{ если } A_i = \text{false}; \\ \frac{2}{\pi} \arcsin\left(-\frac{C1a_i \cdot (K1_a - K0_a) - K0_a}{K1_a - K0_a}\right), \text{ если } A_i = \text{true} \end{cases}, \quad (2.22)$$

$$Y_i = \begin{cases} \frac{2}{\pi} \arcsin\left(-\frac{C0b_i}{K0_b}\right), \text{ если } B_i = \text{false}; \\ \frac{2}{\pi} \arcsin\left(-\frac{C1b_i \cdot (K1_b - K0_b) - K0_b}{K1_b - K0_b}\right), \text{ если } B_i = \text{true} \end{cases}, \quad (2.23)$$

где: $i = \overline{1, N}$, $random([nn, nm])$ – генерирует случайное число в диапазоне $[nn, nm]$ по определенному (задаваемому) закону распределения.

- блок число-логического преобразования *ChLC* настраивается путем задания пороговых значений для выходной функции *Rptr* – для «*true*» и *Rpf* - «*false*», соответственно. Указанные пороговые значения лежат в единичном интервале действительных чисел. В простейшем случае $Rptr=Rpf=0,5$. После настройки реализуется функция:

$$LC = \begin{cases} \text{true, если } y_{ac} \geq Rptr \\ (\text{true or false}) \& \text{randomboolean, если } Rpf < y_{ac} < Rptr, \\ \text{false, если } y_{ac} \leq Rpf \end{cases}, \quad (2.24)$$

где: *randomboolean* – операция случайного вычисления логического значения по равномерному закону распределения.

Настройка коэффициентов (множителей) α осуществляется стандартным для нейронных сетей способом, достигая максимального значения критерия качества распознавания образов, согласно переменной y_{ac} . Пороговые уровни *Rptr* и *Rpf* определяются для нейронной сети в целом.

Результатом обучения логико-арифметического нейрона, таким образом, являются: строковая переменная OUT и характеристики настроенного нейрона - параметры модуля $LChC$ и вектор $\alpha=(\alpha_1, \alpha_2, \alpha_3)$.

Рассмотренные искусственные логические нейроны NL и NLA позволяют организовывать логические нейронные сети многорядной архитектуры, подобных предложенными Ивахненко А.Г. в реализациях метода группового учета аргументов, и позволяющих осуществлять адекватную идентификацию в условиях обучающих выборок небольшого объема. Введем обозначение для предлагаемой сети - ЛНС МГУА.

Базовая структура интерактивной логической нейронной сети на основе бинарного нейрона представлена на рисунке 2.5.

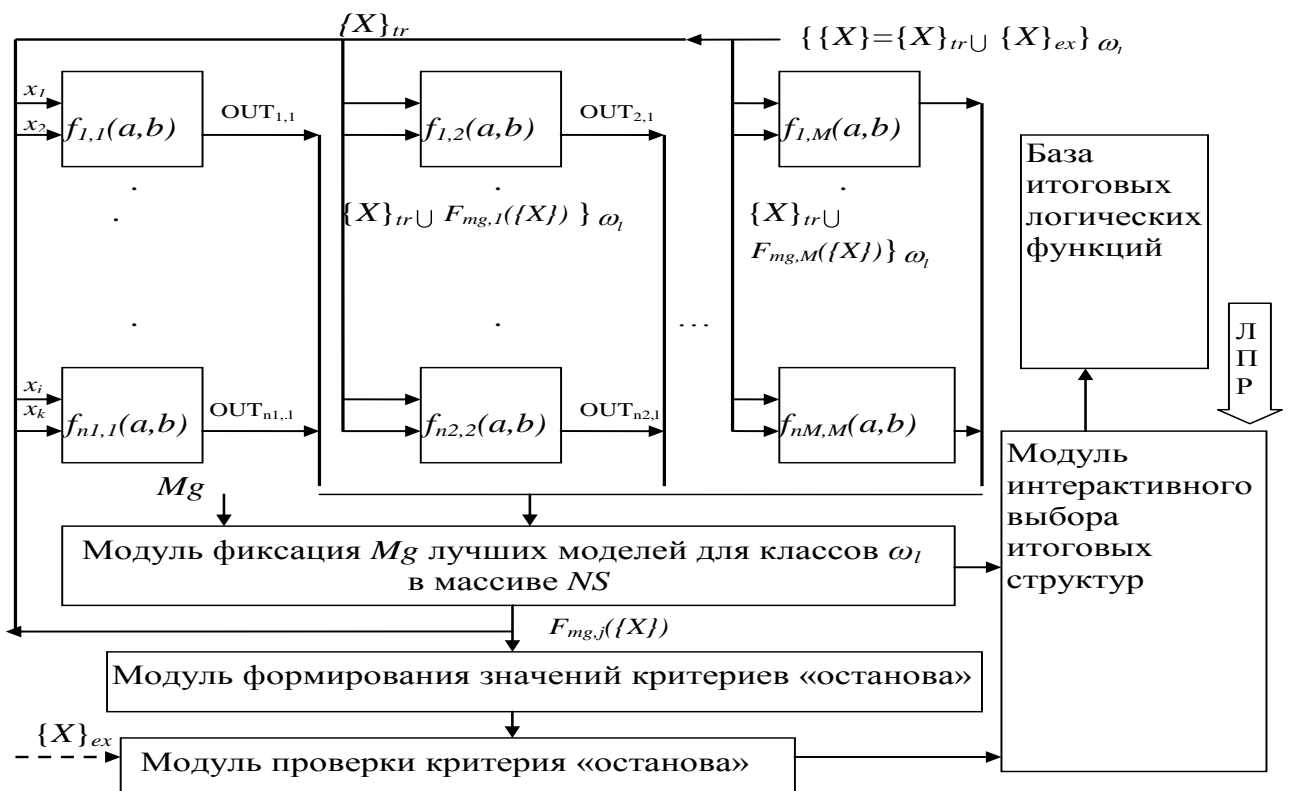


Рисунок 2.5 Базовая структура интерактивной логической нейронной сети ЛНС МГУА на основе бинарного нейрона

На схеме, изображенной на рисунке, 2.5 используются следующие обозначения:

- ЛПР – лицо принимающее решение;
- $\{\{X\}=\{X\}_{tr} \cup \{X\}_{ex}\}_{\omega_i}$ - выборка значений признаков (представленных в логической шкале измерений), зарегистрированных для N объектов исследования (пациентов), принадлежащих к эмпирически (клинически) подтвержденному классу (состоянию, заболеванию, прогнозу) ω_i и методом рандомизации, разделенная на две подвыборки: $\{X\}_{tr}$ – обучающая и $\{X\}_{ex}$ – экзаменационная (значения признаков объекта z расположены в строках с индексом z выборочных-матриц, в строках с индексом «0» - идентификаторы признаков);
- $f_{i,j}(a,b)$ – i -ый бинарный нейрон типа NL или NLA соответствующий j -му ряду сети, входными сигналами (синапсами) которого являются логические переменные a и b ; выходными: значение итоговой логической функции нейрона $OUT_{i,j}$, вектор параметров $\alpha_{i,j}$ (только для NLA нейронов);
- Mg – величина, характеризующая свободу выбора принятия решения в терминологии самоорганизационного моделирования – в данном случае, количеству функций $F_{mg,j}(\{X\})$ ($mg=1, \dots, Mg$). ($Mg>1$, по аналогии с опытом применения МГУА рекомендуется принимать $3 \leq Mg \leq \left\lfloor \frac{n}{3} \right\rfloor$ [46, 154]);
- $F_{mg,j}(\{X\})$ – логическая функция и ее аргументы, определяемая строковой переменной OUT ;
- NS – массив, в котором фиксируются лучшие варианты настройки нейронной сети. Массив состоит из трех столбцов: первый – номер ряда (используется для внутренней работы нейронной сети в процессе настройки), второй столбец – лучшие, в смысле выбранного критерия селекции, строковые переменные OUT – используются как для селекции

лучших логических функций, так и для функционирования ЛНС МГУА на этапе распознавания или формирования итоговой логической функции.

В ячейках третьего столбца находятся значения критериев селекции K_s , которые вычисляются двумя способами, выбираемыми при начальной настройке сети перед этапом обучения:

- эффективности распознавания:

$$K_{sc} = \frac{kt}{kex}, \quad (2.25)$$

где kex – объем экзаменационной подвыборки – множества $\{X\}_{ex}$, kt – количество правильно распознанных образов на экзаменационной выборке;

- стабильности распознавания (аналог критерия регулярности моделей при восстановлении зависимостей алгоритмами МГУА [46, 92]):

$$K_{sr} = \frac{kte + ktt}{ktr + kex}, \quad (2.26)$$

где kte – количество правильно распознанных образов в подвыборке $\{X\}_{tr}$ по функции, полученной на $\{X\}_{ex}$, ktt – количество правильно распознанных образов в подвыборке $\{X\}_{ex}$ по функции, полученной на $\{X\}_{tr}$, ktr – объем подвыборки $\{X\}_{tr}$.

Критерий K_{sr} рекомендуется применять при малых объемах обучающей и экзаменационной выборок.

Например, допустим, во время обучения использовались: пять переменных – $x_1 \dots x_5$, свобода выбора решений $Mg=2$, а итоговый массив NS сформирован как:

$$NS = \begin{pmatrix} 1 & (1)(3) \wedge 10 & 0,4 \\ 1 & (2)(5) \vee 00 & 0,3 \\ 2 & (1)(6) \wedge 11 & 0,5 \\ 3 & (6)(2) \wedge 00 & 0,7 \end{pmatrix}.$$

Тогда логическая функция, ему соответствующая, имеет вид:

$$FF = (x_1 \wedge \overline{x_3}) \vee (\overline{x_2} \vee \overline{x_5}) \vee (x_1 \wedge \overline{(x_1 \wedge x_3)}) \vee (\overline{(x_2 \vee x_5)} \wedge \overline{x_2})$$

В соответствии с принятыми обозначениями, максимальное число «необученных нейронов» (первоначальный объем сети) равно: $n1 = C_n^2, n2 = C_{n+Mg}^2, \dots, nj = C_{n+(j-1)Mg}^n$, где j - номер ряда.

Обучение (настройка) искусственной логической нейронной сети предлагаемой структуры осуществляется по следующему алгоритму:

1. Обучающее множество $\{Xt\}$, представляющее собой матрицу $Xt(m, n+1)$, состоящую из m строк-объектов и n столбцов – логических значений признаков, $n+1$ столбец содержит идентификатор класса (образа) ω_l , упорядочивается по значениям ω_l . Определяется количество классов L . Задается начальное значение индекса класса $l=1$.

2. Для класса ω_l формируется $\{\{X\} = \{X\}_{tr} \cup \{X\}_{ex}\}_{\omega_l}$: $x_{i,j} = xt_{i,j}$, $x_{i,n+1} = true$, если $xt_{i,n+1} = \omega_l$ и $x_{i,n+1} = false$, если $xt_{i,n+1} \neq \omega_l$ / ($i=1, \dots, m$; $j=1, \dots, n$); $x_{tr,k,j} = x_{2-k,j}$, $x_{ex,k,j} = x_{2-k-1,j}$ / $j=1, \dots, n+1$, $k=1, \dots, \left\lfloor \frac{n}{2} \right\rfloor$. Массив $NS = \emptyset$. Номер ряда k принимает значение 1.

3. Определяются начальные условия процесса обучения:

а) тип базового элемента ЛНС МГУА, реализующего функцию $f(a, b)$ (где a, b - логические переменные), NL (объем обучающего множества меньше или соизмерим с количеством признаков) или NLA (объем обучающего множества существенно больше количества признаков):

- Логический нейрон типа NL задается набором множества возможных реализуемых логических функций;

- Логико-арифметический нейрон типа NLA - пороговыми значениями $Rptr$ и Rpf ;

б) указывается значение степени свободы выбора Mg ;

г) критерий селекции лучших структур Ks . В диалоговом режиме предусматривается выбор одного из два типов критериев: эффективности или стабильности распознавания.

д) Задается пороговое значение критерия «останова» $Kendp$ (в качестве данного критерия рекомендуется применять Ksc).

е) Фиксируется количество классов (распознаваемых образов) L .

ж) Определяется максимально возможное количество рядов KR .

4. $\{X\} = \{X\} /+ / \{Z\}_{k-1}$, где $\{Z\}_{k-1}$ – множество значений Mg булевых функций, отобранных на ряду k ($\{Z\}_0 = \emptyset$). (В данном случае знаком «/+/» обозначена операция вставки множества $\{Z\}_{k-1}$ между n и $n+1$ столбцами множества $\{X\}$. Если $k > 1$, то выполняются процедуры п.2 и изменяется значение n : $n = n + Mg$).

5. Для всех возможных пар $\{X\}_{tr}$ (за исключением $n+1$ столбца) осуществляется настройка бинарного нейрона и импортирование соответствующих значений $OUT_{k,mg}$ (k – номер ряда, $mg = 1, \dots, Mg$) в «Модуль фиксации Mg лучших моделей для классов ω_l ».

6. В «Модуле фиксации Mg лучших моделей для классов ω_l » для каждого элемента $OUT_{k,mg}$ вычисляются значения критерия селекции $Ks_{k,mg}$, по мере убывания которого упорядочиваются $OUT_{k,mg}$. Далее, Mg первых элементов OUT_k с наибольшими значениями $Ks_{k,mg}$:

- импортируются в массив NS : $NS_{Mg \cdot (k-1) + mg, 1} = 1$, $NS_{Mg \cdot (k-1) + mg, 2} = OUT_{k,mg}$, $NS_{Mg \cdot (k-1) + mg, 3} = Ks_{mg,k} / mg = 1, \dots, Mg$;

- используются для формирования множества $\{Z\}_k$ путем выполнения указанных в соответствующей строковой переменной OUT логических функций над элементами множества $\{X\}$.

7. По массиву NS и $\{X\}_{ex}$ вычисляется значение критерия «останова» $Kend$. Если $(Kend < Kendp) \& (k < KR)$, то $k = k + 1$ и переходим к п.4.

8. Исследователю сообщаются альтернативные варианты формирования итоговой логической функции (элементы массива NS , соответствующие последнему ряду L) и предлагается выбрать наилучший, одним из следующих способов:

- автоматически – выбирается вариант с максимальным значением *Kend* (остальные – удаляются);
- учитывающим все возможные варианты – автоматически формируются дополнительные элементы *NS*, с номерами в первом столбце и строковыми переменными во втором, представляющие собой последовательные дизъюнкции соответствующих аргументов функций в *NS* с номером *L*;
- наиболее приемлемый с точки зрения решаемой задачи, путем экспертного анализа информативности, входящих в него переменных.

9. Итоговый массив *NS* и ему соответствующее значение *Kend* импортируются в «Базу итоговых логических функций» в массив *BDLF_l*.

10. Если $(l > L)$ or (\quad) , то процесс автоматического обучения заканчивается, иначе $l = l + 1$ и переходим к п.2.

2.4 Синтез и применение решающих правил для прогнозирования форм тромбоза и ее исходов на основе анализа результатов обследования и опросника

Поступая в отделение хирургии для эндопротезирования крупных суставов пациент, как правило, имеет анамнез предварительного обследования, который позволяет сформировать ответы на вопросы рассмотренного в п.2.4 опросника и определить, тем самым, множество признаков *OsmFact*. Дальнейшее пребывание пациента в отделении до и после операции позволяют обследовать его состояние различными методами и сформировать множество *AnamFact*.

Поскольку результаты опросника не позволяют четко дифференцировать рассматриваемые формы тромбоза, то по рекомендациям экспертов (врачей-хирургов) определяются следующие классы, представляющие собой объединение, ранее рассмотренных классов для признакового пространства *OsmFact* – указаны в Таблице 2.3.

Таблица 2.3 Соотнесение классов для признаковых пространств *AnamFact* и *OsmFact*

Классы, определяемые по <i>AnamFact</i>		Классы, определяемые по <i>OsmFact</i>	
Сущность (форма)	Идентификатор ω_l	Сущность (форма)	идентификатор ω_l
Летальный исход	<i>OutD</i>	Летальный исход	<i>OutD</i>
Выздоровление	<i>OutR</i>	Выздоровление	<i>OutR</i>
Отсутствие тромбоза	ω_0	Отсутствие тромбоза	ω_0
тромбоз	ω_{tr}	эмбологический тромбоз	ω_{emtr}
		неэмбологический тромбоз	ω_{nemtr}
ТЭЛА	ω_{tela}	массивная	ω_m
		молниеносная	ω_s
		мелких ветвей	ω_{bl}
		рецидивирующая	ω_r
		острая	ω_s

На основании информации указанных множеств СППР ПТ должна формировать решающие правила, позволяющие:

- прогнозировать развитие определенных форм тромбоза и исходов течения заболевания (см. п.2.1) с указанием степени риска их возникновения и уверенности в прогнозе (назовем такие правила «прямыми»);
- выдвигать гипотезу о возможности возникновения у пациента той или иной формы тромбоза, проверять ее путем анализа наличий у пациента определенных признаков (назовем такие правила «обратными»).

Рассмотренные в п.2.3 и п.2.2 средства позволяют предложить следующий метод синтеза решающих правил:

1. Экспертным путем формируются множества $OsmFact$ и $AnamFact$. На основе данных историй болезней формируются: множества соответствующих информативных признаков $\Omega(OsmFact)$, $\Omega(AnamFact)$ и выделяются им соответствующие базовые $\Omega_b(OsmFact)$, $\Omega_b(AnamFact)$ и дополнительные $\Omega_d(OsmFact)$, $\Omega_d(AnamFact)$. Для базовых множеств признаков формируются матрицы значений признаков: соответственно $\{XO\}$ и $\{XA\}$. Строки матриц соответствуют объектам-пациентам, n столбцов – n признакам, последний $(n+1)$ – столбец содержит идентификатор класса ω_l , к которому соотнесено клинически подтвержденное состояние пациента.

2. Если $(XA = \emptyset) \& (XO \neq \emptyset)$, то переходим к п.3. Если $(XO = \emptyset) \& (XA \neq \emptyset)$, то переходим к п.4. Если $(XA = \emptyset) \& (XO = \emptyset)$, то СППР ПТ сообщает ЛПР о невозможности синтезировать решающие правила и заканчивает работу.

3. Осуществляется синтез решающих правил на множестве $\{XO\}$ с помощью искусственной логической нейронной сети ЛНС МГУА путем выполнения *следующих этапов*:

3.1. В диалоговом режиме задается тип нейрона в ЛНС (NL или NLA). Нейроны типа NL рекомендуются при $m < 2 \cdot n$ (m – количество объектов-строк в $\{XO\}_{tr}$).

3.2. Осуществляется идентификация условий активации продукционных решающих правил – логические функции $Fin(\{XO\})_i$:

- на множестве $\{XO\}_{tr}$ обучается ЛНС МГУА;

- матрица $BDLF$ из «База итоговых логических функций» ЛНС преобразуется в матрицу, определяющую ДНФ $Fin(\{XO\})_i$, – матрицу $DNFRA$, в которой находятся параметры дизъюнктивной нормальной формы правил активации. Нулевой столбец $DNFRA$ содержит идентификатор класса ω_l , остальные – соответствуют номерам признаков:

$$DNFRA_{\omega_l, i} = \begin{cases} -1, & \text{если } x_i \text{ отсутствует в терме } Fin(\{XO\})_i \\ 0, & \text{если } x < i \geq not(xa_i) \\ 1, & \text{если } x < i \geq (xa_i) \end{cases} . \quad (2.27)$$

Строки с одинаковыми элементами первого столбца образуют термы конъюнкций, входящих в синтезированную ЛНС дизъюнкцию логической функции правил активации продукции соответствующей каждому альтернативному классу.

- в качестве значения коэффициента уверенности продукционного решающего правила с применением условия активации продукции $Fin(\{XO\})_i$ принимается соответствующее значение $Kend$:
 $U_{w_i}(\{OsmFact\}) = Kend_l$

3.3 Для каждого класса синтезируется прямое решающее правило продукционного типа в виде:

$$\text{ЕСЛИ } (Fin(\{XO\})_i), \text{ ТО объект соотносится к классу } \omega_l \quad \cdot \quad (2.28) \\ \text{с уверенностью } U_{w_i}(\{OsmFact\})$$

3.4 Структуры решающих правил (матрицы каждого класса $DNFRA_l$ и им соответствующие $U_{w_i}(\{OsmFact\})$) запоминаются в базе знаний СППР ПТ.

3.5. На множестве $\{XO\}$ определяются частоты встречаемости признаков в каждом классе $\{V\}_{n,L}$ (L – количество классов). Матрица $\{V\}_{n,L}$ запоминается в базе знаний СППР ПТ.

Если $(XA = \emptyset)$, то переходим к п.5.

4. Осуществляется синтез решающих правил по множеству $\{XA\}$ путем выполнения следующих этапов:

4.1 Множество $\{XA\}$ разбивается на обучающую и экзаменационную выборки таким образом, чтобы их объемы были сопоставимы (приблизительно равны) и репрезентативны как для всего множества, так и друг для друга.

Для этого предлагается поступать следующим образом (по аналогии с методикой, предложенной Ивахненко А.Г. [46]) :

- для каждого элемента i множества $\{XA\}$ подсчитывается сумма баллов ΣB_i ;
- элементы множества $\{XA\}$ упорядочиваются по мере убывания ΣB_i ;
- элементы полученного кортежа с нечеткими индексами образуют обучающую выборку, с нечеткими – экзаменационную.

4.2 На обучающей выборке для каждого класса форм тромбоэмболии и их исходов определяются доверительные интервалы – границы общих сумм баллов – множество $\{DB\}_L = \{[MINSB_{\omega_l}, MAXSB_{\omega_l}]\}_L$, где: $MINSB_{\omega_l}$, $MAXSB_{\omega_l}$ - нижняя и верхняя границы доверительного интервала для класса ω_l (в частных случаях одна из границ может отсутствовать, т.е., доверительный интервал будет определяться знаками «<» или «>»). Полученные интервалы запоминаются в базе знаний СППР ПТ.

4.3 На экзаменационной выборке рассчитываются и запоминаются для каждого класса значения специфичности SP_l и чувствительности SH_l применения продукционных решающих правил типа:

ЕСЛИ $\Sigma B_i \in [\text{MINSB}_{\omega_l}, \text{MAXSB}_{\omega_l}]$, *ТО* объект i принадлежит классу ω_l . (2.29)

4.4 В базе знаний СППР ПТ запоминаются структуры решающих правил для рассматриваемых классов прогнозируемых форм тромбозмболии и их исходов:

ЕСЛИ
 $(\text{AnamRisk}(w_l, an) > por) \& (\text{AnamRisk}(w_l, an) \geq$
 $\left(1 - \prod_{d=1, l \neq d}^L (1 - \text{AnamRisk}(w_d, an))\right) \& \left(\sum_{d=1, l \neq d}^L (U_{\omega_d}) \neq 0\right)$ (правило W)
ТО состояние обследуемого i соответствует
 диагностическому классу ω_d с уверенностью U_{w_l} .

- для исходов:

ЕСЛИ $\text{OutcomRisk}_{\text{OutD}} \geq \text{OutcomRisk}_{\text{OutR}}$,
ТО состояние обследуемого соответствует
 летальному исходу (OutD) с уверенностью $U_{w_{\text{OutD}}}$,
ИНАЧЕ – возможно выздоровление (OutR) с
 уверенностью $U_{w_{\text{OutR}}}$. (правило Out)

Структуры запоминаются в виде процедур $W(\text{AnamRisk}(w_l, an), U_{\omega_l}, l=1 \dots L)$ и $\text{Out}(\text{OutcomRisk}_{\text{OutD}}, \text{OutcomRisk}_{\text{OutR}}, U_{\text{OutD}}, U_{\text{OutR}})$, формальными параметрами которых являются, соответственно: $\text{AnamRisk}(w_l, an)$, $\text{OutcomRisk}_{\text{OutD}}, \text{OutcomRisk}_{\text{OutR}}, U_{\omega_l}, U_{\text{OutD}}, U_{\text{OutR}}$.

5. Синтез решающих правил закончен.

Использование полученным методом базы знаний СППР ПТ в режиме классификационного прогноза определенных форм тромбоэмболии или исходов осуществляется следующими способами:

- по прямым решающим правилам:

1. Во время осмотра пациента (i) формируется вектор значений \overline{XOp} , каждый элемент которого имеет логическое значение “true” или “false”, характеризующее значение присутствия или отсутствия признака (фактора риска) множества $\Omega(OsmFact)_b$. Согласно матрицам $DNFRA_l$ и соответствующим множествам $\{U_{w_l}(\{OsmFact\})\}$, находящимся в базе знаний СППР ПТ, осуществляется соотнесение состояния пациента к каждому из классов (форм тромбоэмболии и ее исходов) и фиксация конкретного значения $U_{w_l}(\{OsmFact\})_i$. Если значений \overline{XOp} не достаточно для использования продукционных правил, то они заменяются на им соответствующие аналоги из множества $\Omega(OsmFact)_d$. Если условие активации классификации ω_l принимает значение “false”, то ему соответствующий $U_{w_l}(\{OsmFact\})_i = 0$.

2. У пациента (i) по анализу истории болезни и/или беседы с ним формируется вектор ответов на вопросы опросника в бальной метрике \overline{XAp} . Подсчитывается сумма баллов ΣB_i , по которой по информации базы знаний СППР ПТ вычисляются значения фактических переменных:

$$V(AnamRisk(i, w_l, an) = SP_l, OutcomRisk_{OutD}(i) = SP_{OutD}, OutcomRisk_{OutR}(i) = SP_{OutR}, \\ U_{w_l}(i) = SH_l, U_{OutD}(i) = SH_{OutD}, U_{OutR}(i) = SH_{OutR}).$$

Если значение ΣB_i лежит вне определенных на этапе настройки диапазонов $[MINSB_{\omega_l}, MAXSB_{\omega_l}]$, то значения указанных фактических переменных множества V корректируются следующим образом.

Определяются значения границ диапазона a и b , в который входит полученная величина ΣB_i таким образом, что: $a < b$,

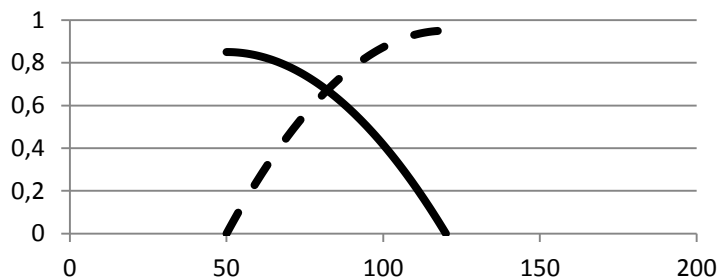
$[a, b] \notin [MINSB_{w_l}, MAXSB_{w_l}]$, $l = 1, \dots, L$. Обозначим рассматриваемые фактические переменные, подлежащие корректировке, символами $P1$ и $P2$: $P1 \in V$, $P2 \in V$, и $P1(a) = p1$, $P2(b) = p2$, где: $p1$ – значение элемента множества V , соответствующее $\Sigma B = a$, $p2$ – значение этого же элемента множества V , соответствующее $\Sigma B = b$.

Предполагая, что на интервале $[a, b]$ значения $P1$ и $P2$ изменяются, соответственно: от $p1$ до 0 и от $p2$ до 0, а функция изменения аппроксимируется параболой, получаем следующие корректирующие функции:

$$P2(B\Sigma_i) = p2 \cdot \left(\frac{\Sigma B_i - b}{b - a} \right)^2, \quad (2.30)$$

$$P1(B\Sigma_i) = p1 \cdot \left(\frac{\Sigma B_i - a}{b - a} \right)^2. \quad (2.31)$$

Например, пример поведения $P1$ и $P2$ для диапазона $[50, 120]$ иллюстрируется рисунком 2.6



(здесь: сплошная линия - $P1(\Sigma B_i)$, пунктирная $P2(\Sigma B_i)$)

Рисунок 2.6 Поведение переменных P в диапазоне $[a, b]$

Подставляя полученные значения элементов V в процедуры $W()$ и $Out()$ в качестве значений формальных параметров, получаем соотношение состояния пациенту к некоторому классу l с соответствующими

уверенностями $U_{w_i}(\{OsmFact\})$ и для исходов - $U_{OutD_i}(\{OsmFact\})$ и $U_{OutR_i}(\{OsmFact\})$.

3. Если $\overline{XAp} = \overline{XOp} = \emptyset$, то делается заключение о невозможности прогнозирования формы тромбоэмболии и исходов и рекомендуется провести обследование пациента. (В клинических условиях данный случай исключен).

4. Вычисляются значения итоговых коэффициентов уверенности с учетом проведенных обследования и анализа опросника:

- соотношения состояния пациента к определенному классу ω_l по формуле:

$$U_{\omega_l} = \begin{cases} U_{w_i}(\{AnamFact\})_i, & \text{если } (\overline{XAp} \neq \emptyset) \& \overline{XOp} = \emptyset \\ U_{w_i}(\{OsmFact\})_i, & \text{если } (\overline{XAp} = \emptyset) \& \overline{XOp} \neq \emptyset, \\ U_{w_i}(\{AnamFact\}, \{OsmFact\})_i & \text{если } (\overline{XAp} \neq \emptyset) \& \overline{XOp} \neq \emptyset \end{cases}, \quad (2.32)$$

где:

$$U_{w_i}(\{AnamFact\}, \{OsmFact\})_i = \begin{cases} \min(U_{\omega_l}(\{AnamFact\})_i, U_{\omega_l}(\{OsmFact\})_i), & \text{если } (U_{\omega_l}(\{AnamFact\})_i < 0.38) \wedge U_{\omega_l}(\{OsmFact\})_i < 0.38 \\ \max(U_{\omega_l}(\{AnamFact\})_i, U_{\omega_l}(\{OsmFact\})_i), & \text{если } (U_{\omega_l}(\{AnamFact\})_i > 0.62) \vee U_{\omega_l}(\{OsmFact\})_i > 0.62 \\ U_{\omega_l}(\{AnamFact\})_i + U_{\omega_l}(\{OsmFact\})_i - U_{\omega_l}(\{AnamFact\})_i \cdot U_{\omega_l}(\{OsmFact\})_i, & \text{иначе} \end{cases}$$

- возможного исхода развития заболевания по формулам:

$$U_{OutD} = \begin{cases} U_{OutD_i}(\{AnamFact\}), & \text{если } (\overline{XAp} \neq \emptyset) \& \{XO\} = \emptyset \\ U_{OutD_i}(\{OsmFact\}), & \text{если } (\overline{XAp} = \emptyset) \& \{XO\} \neq \emptyset, \\ \max(U_{OutD_i}(\{AnamFact\}), U_{OutD_i}(\{OsmFact\})) & \text{если } (\overline{XAp} \neq \emptyset) \& \{XO\} \neq \emptyset \end{cases}, \quad (2.33)$$

$$U_{OutR} = \begin{cases} U_{OutR_i}(\{AnamFact\}), & \text{если } (\overline{XAp} \neq \emptyset) \& \overline{XOp} = \emptyset \\ U_{OutR_i}(\{OsmFact\}), & \text{если } (\overline{XAp} = \emptyset) \& \overline{XOp} \neq \emptyset. \\ \min(U_{OutR_i}(\{AnamFact\}), U_{OutR_i}(\{OsmFact\})) & \text{если } (\overline{XAp} \neq \emptyset) \& \overline{XOp} \neq \emptyset \end{cases}. \quad (2.34)$$

5. Поскольку на риск возникновения и развития тромбоэмболии и ее исходов при различных лечении или профилактики, как показывают

исследования многих авторов [53, 126, 149], существенным образом возрастной фактор, то предлагается итоговые значения коэффициентов уверенностей умножать на корректирующий множитель $Kage$, величину которого предлагается определять следующим образом:

$$Kage = \begin{cases} \sin\left(\frac{\pi}{120} \cdot age\right), & \text{если пациент – мужчина моложе 60 лет} \\ \sin\left(\frac{\pi}{130} \cdot age\right), & \text{если пациент – женщина моложе 70 лет} \\ 1, & \text{если пациент – мужчина старше 60 лет} \\ 1, & \text{если пациент – женщина старше 70 лет} \end{cases}, \quad (2.35)$$

где: age – возраст в годах.

(Формула (2.35) получена путем аппроксимации эмпирических данных гармоническим сплайном.)

График поведения функции $Kage$ представлен на рисунке 2.7.

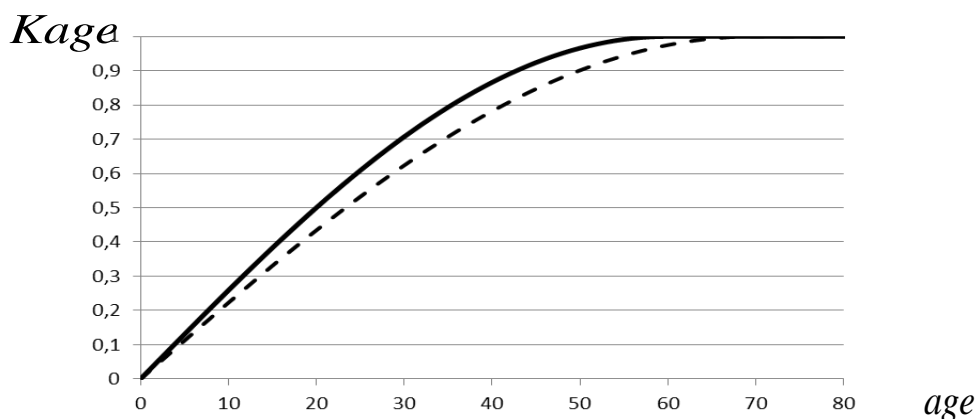


Рисунок 2.7 Поведение возрастного корректирующего множителя (сплошная линия – для мужчин, пунктирная – для женщин)

- по обратным решающим правилам:

Если у ЛПР возникает необходимость проверить гипотезу о прогнозе определенной форме тромбоэмболии и исхода (определяется в режиме

диалога ЛПР с СППР ПТ), т.е. должно выполняться правило типа: *ЕСЛИ «для состояния пациента прогнозируется класс ω_p » ТО «у пациента должны присутствовать признаки, обеспечивающие выполнение прямых решающих правил соотнесения к классу ω_p с наибольшей уверенностью».*

Для данного случая принятия решений предлагается следующая последовательность действий (предварительно обязательно выполняется синтез прямых решающих по выше рассмотренному методу по результатам обследования):

1. Выдвигается гипотеза о возможном развитии ситуации, соответствующей классу ω_p .
2. По матрице $DNFRAP$ формируется множество - вектор признаков $\{XOp\}_{NP}$, входящих в соответствующую функцию активации прямого решающего правила (Y_p) (NP – количество признаков ДНФ функции активации).
3. Множество $\{XOp\}$ упорядочивается по мере убывания значений частот встречаемости признаков в классе ω_p из соответствующего столбца матрицы $\{V\}_{i,p}$ ($i=1, \dots, n$), импортированного в базу знаний в процессе синтеза прямых решающих правил.
4. Проверяется наличие у пациента признака (фактора риска) XOp_j ($j=1, \dots, NP$).

- Если значение признака XOp_j (“false” or “true”) определено, то ему соответствующее значение $V_{j,p}$ участвует в формировании функционала FV^{ω_p} , значение которого является одним из критерием останова проверки наличия достаточного количества признаков для подтверждения гипотезы. Значение функционала определяется по следующей итерационной формуле:

$$FV_j^{\omega_p} = \frac{j-1}{j} FV_{j-1}^{\omega_p} + \frac{1}{j} (FV_{j-1}^{\omega_p} + V_j^{\omega_p} (1 - FV_{j-1}^{\omega_p})), \text{ где } FV_1^{\omega_p} = V_1^{\omega_p}. \quad (2.36)$$

- Если значение признака XOp_j не определено, то запрашивается возможность определения его или его аналога (коррелятора) из дополнительного множества или в функции активации рассматриваются варианты его присутствия или отсутствия.

5. Если $((Y_p \neq \text{true}) \& (j \leq NP) \& (FV_j^{\omega_p} < FV_{por}^{\omega_p})) = \text{true}$, то $j=j+1$ и переходим к п.4.

6. Если $((Y_p = \text{true}) \vee (FV_j^{\omega_p} < FV_{por}^{\omega_p})) = \text{true}$, ТО выдвинутая гипотеза принимается с риском равным $Risk_p = FV_j^{\omega_p} \cdot U_{w_p}(\{OsmFact\})$ и осуществляется переход к п.9. ($FV_{por}^{\omega_p}$ - пороговое значение функционала, рекомендуется задавать $FV_{por}^{\omega_p} \geq 0.95$). Выполняется переход к п.8

7. Если $((Y_p \neq \text{true}) \& (j \leq NP) \& (FV_j^{\omega_p} < FV_{por}^{\omega_p})) = \text{false}$, то - Если $j=NP$, ТО выдвинутая гипотеза о принадлежности состояния пациента к классу ω_p отвергается, принимается $Risk_p = 0$ и осуществляется переход к п.9.

8. Результаты проверки гипотезы и значение риска ее принятия сообщаются ЛПР.

9. Если у ЛПР возникает необходимость проверки иной гипотезы, то переходим к п.1. В противном случае, процедура идентификации прогнозируемого класса возможности развития той или иной формы тромбоза или ишемии или исхода заканчивается.

Таким образом, реализации рассмотренных методов в форме алгоритмов функционирования СППР ПТ позволяют автоматизировать и повысить объективность процесса принятия решения о возможном развитии у пациента различных форм тромбоза и исходов течения заболевания по гетерогенному множеству различных факторов риска – признаков, характеризующих состояние пациента в до и после операционные периоды.

Выводы второй главы

1. Осуществлено формирование экспертного признакового пространства субъектов исследования и определены:

- формы тромбоэмболии и исходов течения заболеваний в до и после операционные периоды для решения классификационной задачи;

- область применения СППР в процессе эндопротезирования крупных суставов с целью формирования рекомендаций о возможностях возникновения типовых форм развития тромбоэмболии и исходов в до и после операционный периоды на основании информационно-аналитической модели прогноза и профилактики тромболизма.

2. Разработан метод формирования пространства информативных признаков, представленных логическими значениями, отличающийся применением различных по методологии способов вычисления информативности с дальнейшим вычислением итогового значения путем применения коэффициентов конкордации рангов Кендалла на обучающих и экзаменационных выборках, что позволяет решать задачу формирования искомого множества в условиях небольших объемов статистического материала с учетом гетерогенной специфики структуры данных.

3. Предложены структура и режим обучения искусственной логической нейронной сети, отличающиеся применением бинарных логических нейронов в МГУА подобной схеме и позволяющие конструировать правила активации продукций для решающих правил на основе логических переменных и функций при различных объемах обучающих выборок.

4. На основе анализа литературных источников и мнений экспертов-клинических врачей разработана структура опросника, заполняемого по анализам истории болезни и анамнеза пациента, позволяющая

прогнозировать развитие тромбоза и ее исходов в до и после операционный периоды.

5. Разработан метод синтеза решающих правил продукционного типа, отличающийся возможностями совместного и отдельного анализов гетерогенной информации о состоянии пациента, содержащейся в ответах опросника и результатах текущего обследования, что позволяет проектировать базу знаний СППР ПТ для адекватного и комплексного прогноза развития различных форм тромбоза и их исходов.

3. Автоматизированная система поддержки принятия решений прогноза тромбоэмболии

3.1 Информационно-аналитическая модель автоматизированной системы поддержки принятия решений на основе прямых и обратных решающих правил

В соответствии с принципами синтеза продукционных решающих правил анализируемый объект или процесс для лица принимающего решение (ЛПР) характеризуется определенным набором характеризующих его признаков $\{x\}$, и прямое решающее правило (см. п. 2.5) представляется в виде следующей конструкции:

*ЕСЛИ $F(\{x\})$ соответствует множеству условий $\{c\}$,
ТО состояние объекта относится к классу G с
уверенностью P ,* (3.1)

где: $\{x\}$ – множество значений регистрируемых признаков, $\{c\}$ – множество возможных условий, $F(\{x\})$ – функционалы, позволяющие применить к признакам x операции сравнения.

Решению обратной задачи (по гипотезе о принадлежности состояния объекта к определенному классу определяется наличие необходимого набора наблюдаемых признаков) соответствует решающее правило, обладающее конструкцией вида - «обратное решающее правило» :

*ЕСЛИ состояние объекта относится к классу G , ТО у него
с уверенностью q должны присутствовать признаки $\{x\}$ с
определенными значениями (диапазоном значений) $\{RV\}$* (3.2)

Большинство автоматизированных систем поддержки принятия решений (СППР ПТ) используют, либо прямые, либо обратные решающие правила (например, медицинские СППР ПТ – [39, 40, 44, 101]).

В связи с этим, одной из задач диссертационного исследования являлась разработка методов и средств (входящих в состав СППР ПТ), позволяющих при формировании рекомендаций ЛПР одновременно применять прямые и обратные решающие правила с целью повышения надежности в адекватности рекомендаций СППР ПТ для ЛПР и уменьшения риска наступления катастрофических для исследуемого объекта последствий принятия несвоевременного и-или неправильного решения. Своевременный прогноз возникновения тромбоэмболии, безусловно, относится к подобному кластеру.

Поскольку при решении классификационных задач часть признаков (факторов риска) в ряде случаев может отсутствовать, то предлагается, по возможности, базу знаний заполнять решающими правилами всех возможных реализаций множества признаков ($\Omega_k, k=1, \dots, K$, где K – количество возможных реализаций). Обозначим элементы указанного множества прямых решающих правил как $P_i(\Omega_k)$ и обратных решающих правил как $P_j^{-1}(\omega_l)$ (ω_l – идентификатор класса l , $j=1, \dots, J, l=1, \dots, L$, где J – количество обратных решающих правил, L – количество классов состояний объекта).

Для $P_i(\Omega_k)$ и $P_j^{-1}(\omega_l)$ в базе знаний формируются соответствующие кортежи показателей качества диагностического процесса $Q_i(P_i(\Omega_k))$ и $Q_j(P_j^{-1}(\omega_l))$, упорядоченные, например, по убыванию. Выбор решения по кортежам осуществляется по алгоритмам, реализованным в специализированной СППР ПТ, согласно анализа риска различных альтернатив в многокритериальных задачах [100, 122].

Одновременное применение прямых и обратных решающих правил позволяет СППР ПТ функционировать в следующих режимах:

- 1) По зарегистрированным значениям известного для СППР ПТ наблюдаемого набора признаков путем применения прямых решающих правил состояние анализируемого объекта соотносится к определенному классу ω_l по нескольким решающим правилам, согласно кортежей показателей качества $Q_i(P_i(\Omega_k))$, для которых заданы определенные управляющие воздействия (терапия или профилактика);
- 2) Выдвигается гипотеза о принадлежности объекта к определенному классу ω_z . Реализуется обратное решающее правило, результатом применения которого являются варианты наборов признаков Ω_{k_1} с соответствующими показателями качества $Q_j(P_j^{-1}(\omega_z))$. Если признаки регистрируются у пациента, то вычисляются их значения, согласно принятых в СППР ПТ метриках и правилах. Затем, реализуя прямые решающие правила $P_{i_1}(\Omega_{k_1})$, осуществляется соотнесение объекта к классу состояний ω_{l_2} . Если классы ω_z и ω_{l_2} совпадают, то принимается вариант ω_{l_2} и процесс классификации заканчивается. Если классы ω_z и ω_{l_2} не совпадают, то в качестве рабочей принимается гипотеза о принадлежности объекта к классу ω_{l_2} и процесс классификации по обратным решающим правилам продолжается со сменой набора признаков Ω_{k_1} до тех пор, пока не будут учтены, все находящиеся в СППР ПТ, реализуемые наборы признаков с приемлемыми показателями качества $Q_j(P_j^{-1}(\omega_z))$ или классы ω_z и ω_{l_2} совпадут.

В процессе одновременной реализации рассмотренных направлений СППР ПТ возможно возникновение ситуаций:

1. СППР ПТ не удалось соотнести объект к классу ω_{l_1} по правилу (3.1).
2. СППР ПТ не удалось соотнести к классу ω_{l_2} правилу (3.2).

3. СППР ПТ соотнесло объект к классу ω_1 и ω_2 , причем ω_1 и ω_2 совпадают ($\omega_1 = \omega_2$).

4. СППР ПТ соотнесло объект к классу ω_1 и ω_2 , причем ω_1 и ω_2 не совпадают ($\omega_1 \neq \omega_2$).

Действия ЛПР при различных вариантах классификации объекта представлены в таблице 3.1.

Таблица 3.1 – действия ЛПР при различных вариантах классификации объекта.

№ ситуации	ω_1	ω_2	$\omega_1 \neq \omega_2$	$\omega_1 = \omega_2$	Действия ЛПР
1	+	+	-	+	Согласно принадлежности объекта к классу ω_1
2	+	+	+	-	Дополнительное исследование объекта и-или изменение набора признаков $\Omega_k, k = 1, \dots, K$ и-или изменение прямых и-или обратных решающих правил
3	-	+	-	-	Согласно принадлежности объекта к классу ω_2 и-или изменение прямых решающих правил $P_i(\Omega_k)$
4	-	-	-	-	Дополнительное исследование объекта и-или изменение набора признаков $\Omega_k, k = 1, \dots, K$ и-или изменение прямых и-или обратных решающих правил
5	+	-	-	-	Согласно принадлежности объекта к классу ω_2 или изменение прямых обратных решающих правил $P_j^{-1}(\omega_l)$

Структура информационно-аналитической модели системы принятия классификационного решения, согласно предлагаемому методу и рекомендаций для ЛПР (по таблице 3.1), представлена на рисунке 3.2.

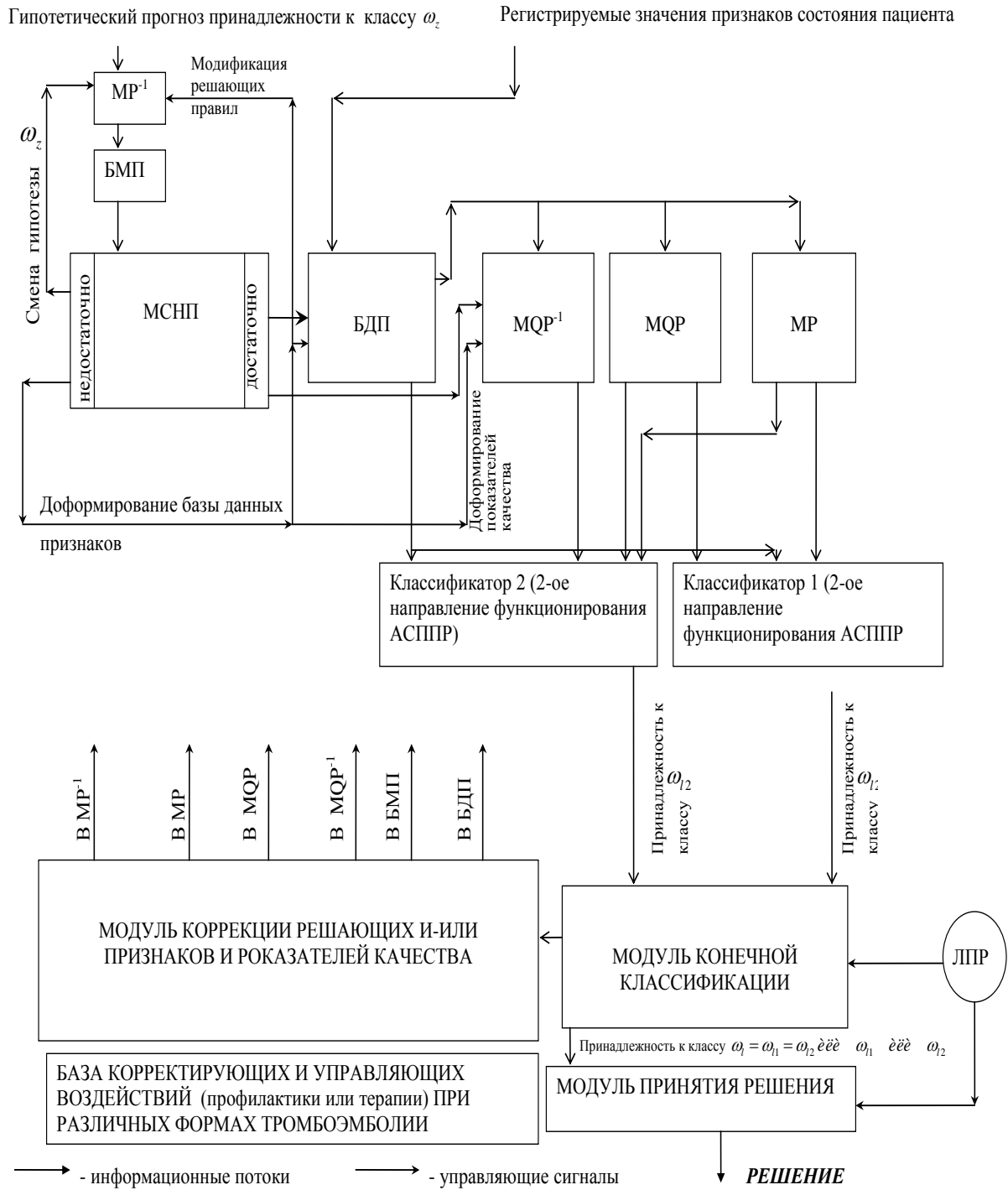


Рисунок 3.2 – структура информационно-аналитической модели системы поддержки принятия решения

На рисунке: MP^{-1} - модуль обратных решающих обратных правил, MP – модуль прямых решающих правил, MQP^{-1} - модуль множества кортежей показателей качества для обратных решающих правил, MQP – модуль множества кортежей показателей качества для прямых решающих правил, $БМП$ – база множества признаков, $БДП$ – база данных признаков, $МСНП$ – модуль сравнения наличия признаков, $ЛПР$ - лицо принимающее решение.

На этапе обучения (настройки) СППР ПТ формируется содержание модулей MP , MP^{-1} , MQP , MQP^{-1} путем синтеза множеств решающих прямых и обратных решающих классификационных правил (на обучающей выборке) – типа (3.1) и (3.2) и соответствующих им кортежей показателей качества (на экзаменационной выборке), не противоречивых принципам доказательной медицины. В блоке $БМП$ содержится множество всевозможных наборов признаков, характеризующих состояние объекта исследования, необходимое для соотнесения к определенному классу с целью прогноза его дальнейшей траектории в пространстве состояний при определенных воздействиях – внутренних и внешних ($ЛПР$ и окружающая среда). В $БДП$ имеются значения признаков для объекта, которые были или отобраны $МСНП$ на основе информации $БМП$ (обратное решающее правило) или зарегистрированы при анализе объекта исследования (прямое решающее правило).

Управление объектом исследования в пространстве состояний (терапевтическое воздействие в случае лечебного процесса) осуществляется следующим образом.

$ЛПР$, исходя из собственного исследовательского опыта и-или косвенных признаков, выдвигает гипотезу о принадлежности объекта к определенному классу. Эта информация поступает в модуль MP^{-1} , который формирует множества возможных сочетаний, необходимых в данном

случае, признаков объекта (из всего множества, находящегося в БМП). Если эту операцию невозможно выполнить (что анализируется в модуле МСНП), то осуществляется смена гипотезы. Если множество признаков сформировано, то «Классификатор 2» соотносит объект к гипотетическому классу, применяя прямые решающие правила из модуля МР, на основании регистрируемых значений выбранного множества признаков оптимизируемого по кортежам из модуля МQR⁻¹. Поскольку «Классификатор 2» применяет прямые решающие правила, то он использует информацию из модулей МР и МQR.

Одновременно, на основе регистрируемых у объекта значений определенных признаков (из БДП), путем применения прямых решающих правил из модуля МР и ему соответствующих показателей качества из модуля МQR «Классификатор 1» соотносит объект к определенному классу. Информация с классификаторов поступает в «Модуль конечной классификации», в котором (возможно в диалоге с ЛПР) осуществляется:

- либо принятие окончательного решения (формирующегося в «Модуле принятия управляющего решения» на основании информации, поступающей из «Базы корректирующих и управляющих воздействий на объект управления в различных классах»),

- либо корректировка содержимого и работы различных модулей СППР ПТ, согласно управляющим сигналам, поступившими из «Модуля коррекции решающих правил и-или признаков и показателей качества».

Согласно рекомендованному СППР ПТ управляющего воздействия, ЛПР принимает решение о том или ином виде терапии и-или профилактики тромбоэмболии до и-или после операции эндопротезирования.

3.2 Обобщенная структура автоматизированной системы поддержки принятия решений при эндопротезировании крупных сосудов

Для реализации разработанных в процессе диссертационного исследования методов, моделей и алгоритмов предлагается СППР, структура которой представлена на рисунке 3.2.

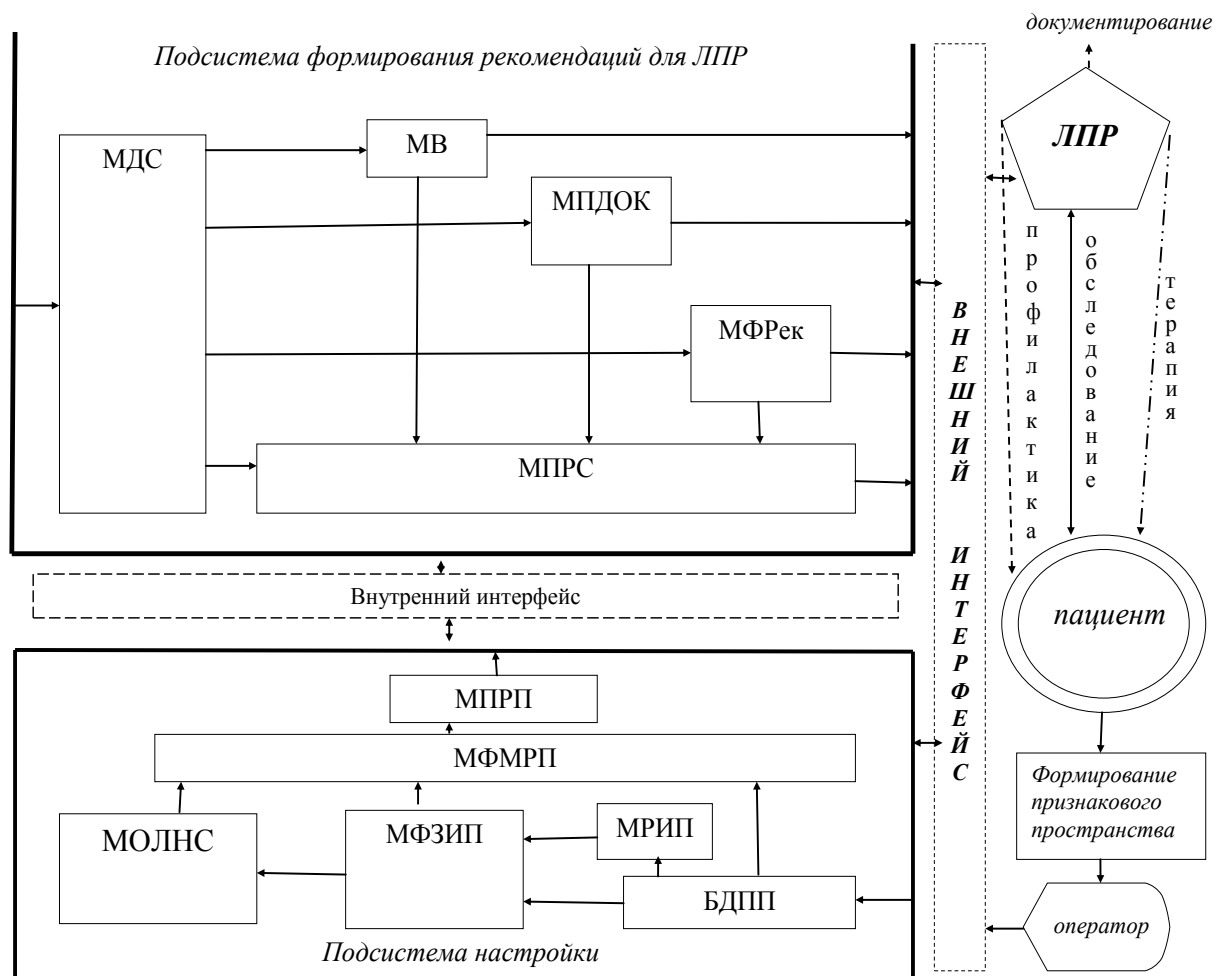


Рисунок 3.2 – Обобщенная структура СППР ПТ

На рисунке 3.2 обозначено:

- БДПП – база данных признаков, характеризующих состояние пациентов (для обучения системы);

- МФЗИП – модуль формирования множества значений информативных признаков;
- МФМРП – модуль формирования множества решающих правил;
- МВ – модуль визуализации;
- МДС – модуль диагностики состояния;
- МПДОК – модуль подготовки документации;
- МПРС – модуль протоколирования работы системы;
- МФРек – модуль формирования рекомендаций для ЛПР;
- ЛПР – лицо принимающее решение;
- МРИП - модуль расчета информативности признаков;
- МОЛНС - модуль обучения логических нейронных сетей;
- МПРП – модуль памяти решающих правил.

Система поддержки принятия решений состоит из двух функционально различных частей: «Подсистема настройки» и «Подсистема формирования рекомендаций для ЛПР», обменивающихся информацией между собой по внутреннему интерфейсу, согласно разработанному протоколу обмена.

Первая часть является «обучающейся» - формирует множество информативных признаков, настраивает логические нейронные сети, синтезирует решающие правила.

Вторая часть определяет множество рекомендаций (по поводу терапевтических или профилактических воздействий на пациента) для ЛПР на основании классификации текущего состояния пациента с точки зрения прогноза различных форм тромбозов и исходов лечения или профилактики (до и после эндопротезирования) .

«Подсистемой настройки» первоначально формируется база данных на основе результатов измерений различных признаков, характеризующих состояние пациентов до и после проведения эндопротезирования крупных суставов. База данных постоянно корректируется «оператором», по мере

поступления информации о результатах обследования новых больных и клинически подтвержденных диагнозах.

Согласно выбранным методам формирования множества информативных признаков, «Модуль МРИП» на основе информации, поступающей из БДПП, осуществляет необходимый расчет упорядоченного множества информативных признаков, на основе которого МФЗИП определяет обучающие и экзаменационные выборки по различным формам тромбоза для обучения искусственных логических нейронных сетей (ЛНС МГУА), - рассмотрено в п.2. 2.

На основании полученных структур и параметров ЛНС МФМРП формирует прямые и обратные решающие правила, структуры и составляющие которых запоминаются в МПРП, для последующего использования «Подсистемой формирования рекомендаций для ЛПР», в которую данная информация поступает по запросу посредством внутреннего интерфейса. Для формирования их составляющих (условия, уверенность см. п. 2.5) используется информация из модулей БДПП и МЗИП.

«Подсистема формирования рекомендаций для ЛПР» инициализируется ЛПР (или Оператором) после осмотра пациента до и после эндопротезирования с целью оказания интеллектуальной поддержки врачу (ЛПР) в части принятия решения о дальнейших действиях по отношению к пациенту. Функциональным ядром подсистемы является МДС (модуль диагностики состояния), который на основе решающих правил, сформированных ранее подсистемой настройки, и информации о пациенте введенной «Оператором» или ЛПР в систему осуществляет диагностику различных форм тромбоза с вычислением риска и уверенности в диагнозе и прогноз возможного исхода (выздоровление или смерть). Для организации диалога с ЛПР (посредством дружественного внешнего интерфейса) используются модули визуализации и документирования – соответственно, МВ и МПДОК. Представление итоговых заключений в принятых в медицине формах и определение

рекомендаций по «действиям» по отношению к состоянию пациента – к конкретным типам и содержанию обследования, профилактики или терапии осуществляется модулем формирования рекомендаций (МФРек), в котором каждому прогнозируемому состоянию или исходу с различными значениями риска определены (например, в форме таблиц) те или иные процедуры и-или лекарственные препараты.

СППР ПТ взаимодействует посредством внешнего интерфейса с ЛПР (врачом) или «Оператором». Первый, на основании сформулированных СППР ПТ рекомендаций о прогнозе форм тромбозов и исходов профилактики или лечения, принимает одно из трех решений: «обследование пациента», «лечение» или «профилактика» (последние обеспечивают необходимый уровень до и после операционного гемостаза для снижения риска неблагоприятного исхода). Так же, ЛПР периодически, по мере необходимости, принимает решение о «документировании» результатов своей работы (в том числе совместной с ЛПР) для дальнейшего семантического анализа и контроля хода лечения. «Оператор» на основе регистрируемой у пациента информации (подсистемой «Формирование признакового пространства значений признакового пространства») в осуществляет ввод информации посредством инструментария внешнего интерфейса в «Подсистему настройки», так и в «Подсистему формирования рекомендаций для ЛПР». В последнем случае, в качестве «Оператора» может выступать и ЛПР.

Итоги функционирования модулей системы периодически фиксируются МПРС для либо восстановления работоспособности системы после сбоя, либо для оптимизации в дальнейшем работоспособности как системы в целом, так и ее модулей по отдельности. Кроме того, анализ информации, формируемой МПРС позволяет ЛПР (или другим лицам) наблюдать и управлять процессами терапии или профилактики путем оценки индивидуализированной эффективности (включая быстроедействие) определенных действий.

3.3 Схемы применения автоматизированной системы поддержки принятия решений в клинических условиях и для повышения квалификации медицинских работников

В клинических условиях врачу для проведения оптимальной терапии в каждом конкретном случае приходится быстро и адекватно оценивать состояние пациента и принимать необходимые решения. Риск принятия неверного диагностического решения высок, последствия неправильной терапии часто становятся катастрофическими. Следовательно, возрастает роль повышения качества клинической диагностики (включая классификацию состояния организма в процессе лечения).

Своевременно и правильно сформированное решение о лечении или профилактики тромбоэмболии в до и после операционные периоды при эндопротезировании позволяет существенным образом снизить риски неблагоприятных исходов, повышает эффективность медикаментозного воздействия. Принятие такого решения во много зависит от классификации лечащего врача. Поэтому повышение уровня его профессионализма возможно с помощью имитации, возникающих ситуаций и сравнения, принимаемых врачом решений и рекомендованных автоматизированной системой поддержки.

В связи с этим рассмотрим образовательные возможности СППР ПТ, которые предполагаются в этом случае реализовывать в виде автоматизированных автономных экспертных модулей (AMESDD) клинического назначения, для использования в составе автоматизированных обучающих систем и обладающих, безусловно, приемлемыми для практических врачей значениями показателей качества.

Медицинские автоматизированные обучающие системы (АОС) [47, 118] функционируют в двух режимах: обучение и экзамен.

Контролирующие составляющие АОС для врачей, в большинстве случаев, представляют собой тесты в виде опросников, что реализует пассивный процесс со стороны АОС по отношению к обучаемому, обладающего интеллектуальными, аналитико-познавательными способностями. В противоположность, - предлагается использовать схему тестирования (представленную на рисунке 3.3, в которой в качестве тестирующей подсистемы применяется AMESDD с верифицированной на клиническом материале базе знаний).

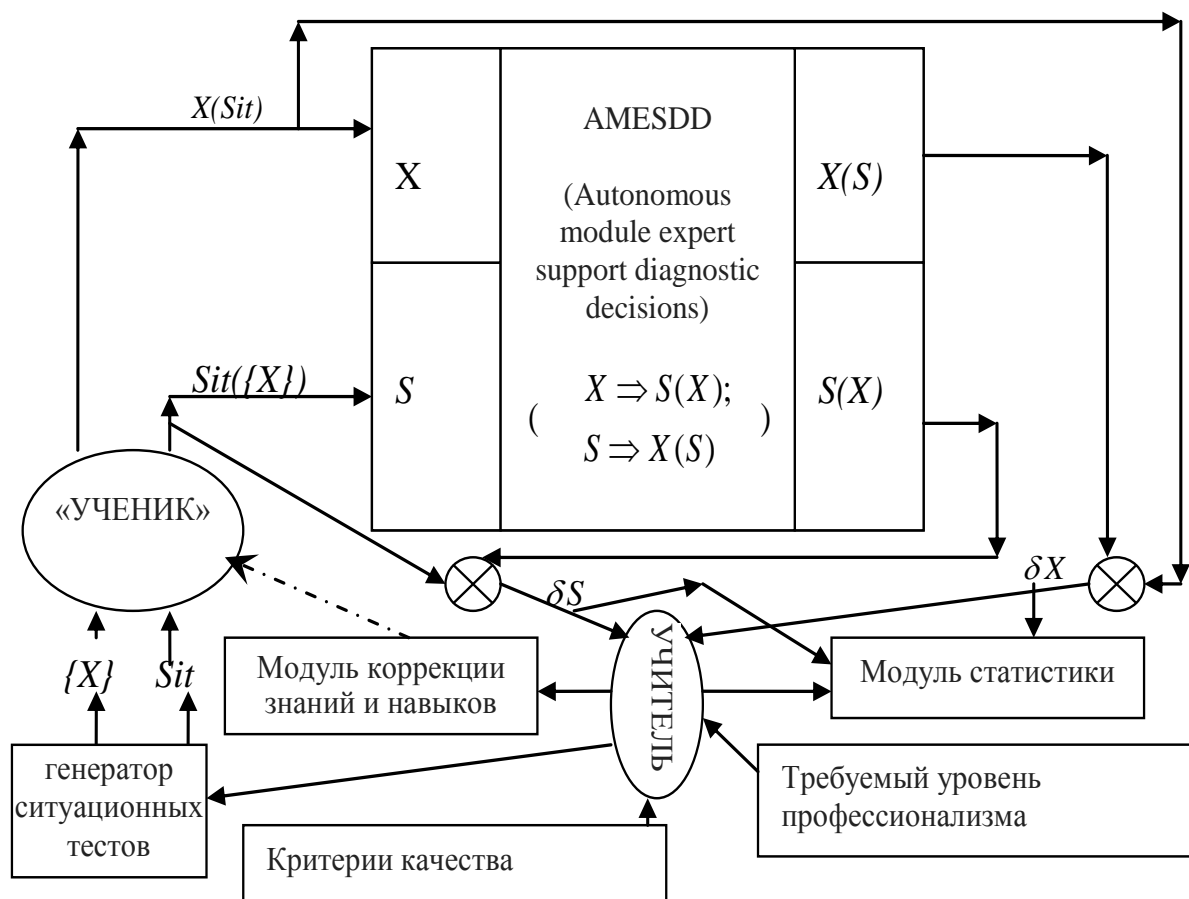


Рисунок 3.3 - Схема тестирования профессиональных навыков с применением AMESDD

(На рисунке 3.3 обозначено: X – множество информативных признаков, $S(X)$ – состояние пациента, полученное по решающим правилам импликации $X \Rightarrow S(X)$; $X(S)$ – множество значений X , необходимое для идентификации состояния S по импликациям $S \Rightarrow X(S)$; $\{X\}$ – множество значений информативных признаков X виртуального пациента; $Sit(\{X\})$ – состояние виртуального пациента согласно мнению субъекта обучения; Sit – состояние виртуального пациента (ситуация); δX - рассогласование между $X(Sit)$ и $X(S)$; δS - рассогласование между $Sit(\{X\})$ и $S(X)$.)

Образовательный процесс повышения квалификационного уровня врача (согласно рисунку 3.3) осуществляется под руководством УЧИТЕЛЯ, который на основании информации о рассогласовании действий субъекта обучения с правильной оценкой ситуации (δS и δX) воздействует на субъект, посредством модуля коррекции приобретаемых знаний и навыков, оценивает уровень профессионализма, формирует статистическую отчетность. При обучении осуществляется активное тестирование субъекта путем генерации тестов, состоящих из: либо значений характеристик состояния виртуального пациента X , либо его гипотетическое состояние Sit .

На основе полученной информации, собственного опыта и интеллектуальных возможностей субъект обучения формирует соответственно $Sit(\{X\})$ или $X(Sit)$, которые поступают в модуль AMESDD. AMESDD на основании прямых и обратных решающих правил либо диагностируют состояние виртуального пациента (формируют $S(X)$), либо определяет наличие у него диагностических информативных признаков ($X(S)$). Блоки оценки рассогласования между правильными («эталонными») решениями (сформированными AMESDD) и предложенными обучаемыми формируют соответствующие значения сигналов рассогласования δS и δX , по которым УЧИТЕЛЬ контролирует и управляет обучением. Сигналы

рассогласования вычисляются по формулам: $\delta X = \frac{\sum_{i=1}^N (true(x_i^*))}{N}$,

$\delta S = \frac{\sum_{i=1}^N (true(x_i(S)))}{N}$ (где: x_i^* - значение характеристики x_i у объекта исследования; S – состояние пациента; N – количество характеристик; $true(x_i^*) = 1$, если $x_i^* \in x_i \pm \Delta x_i$, $true(x_i(S)) = 1$, если $x_i^* \in x_i \pm D x_i$).

В диагностическом процессе в клинических условиях модуль AMESDD предлагается применять по схеме, показанной на рисунке 3.4.

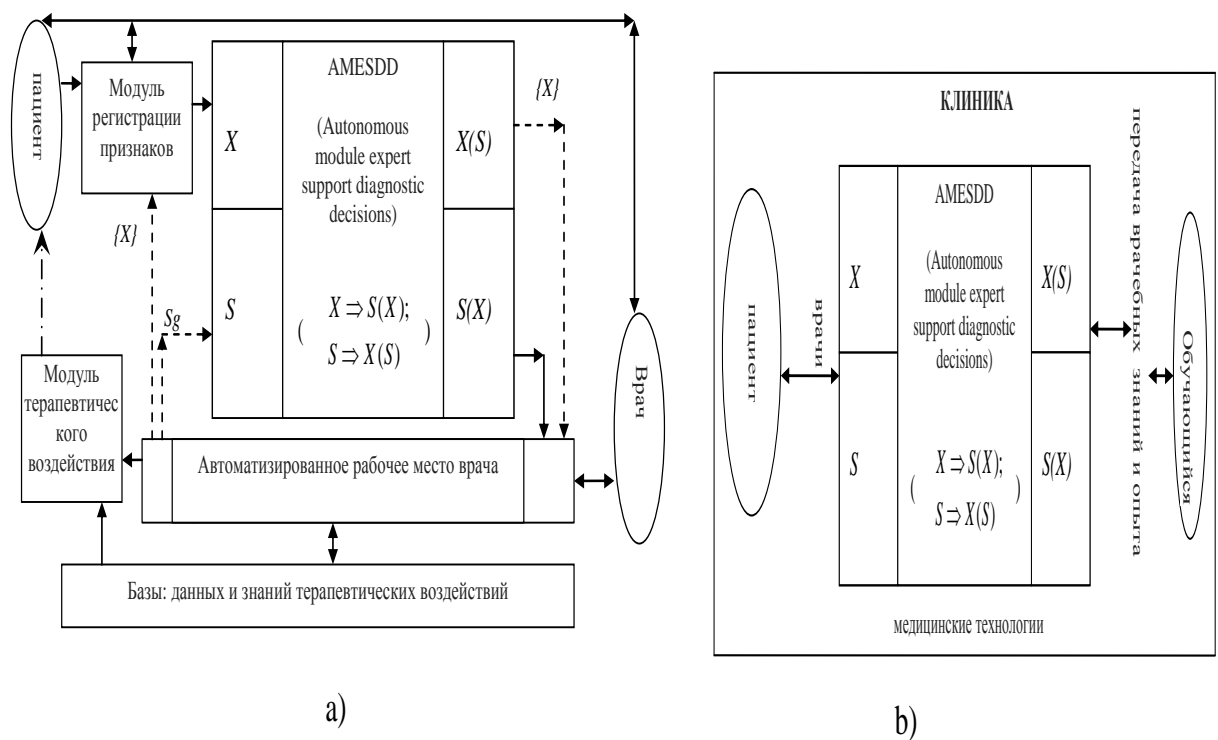


Рисунок 3.4 - Схема использования AMESDD в диагностическом процессе

Согласно приведенной на рисунке 3.4а схемы, врач анализирует ситуацию и выдвигает диагностическую гипотезу по значениям регистрируемых информативных признаков с помощью AMESDD о

состоянии пациента S или подтверждает выдвинутую гипотезу о состоянии Sg , путем проверки наличия у пациента значений признаков $\{X\}$. Затем, на основании информации, содержащейся в базе данных и знаний терапевтических процедур, с помощью модуля терапевтических воздействий осуществляется коррекцию состояния пациента.

При организации процесса повышения профессионального уровня врача-терапевта непосредственно в клинических условиях (например, в качестве практикующего ассистента врача) модуль AMESDD предлагается использовать по схеме, показанной на рисунке 3.4b.

Метрика характеристик в AMESDD может использоваться в трех видах: логические и семантические значения (получены в ходе однозначного ответа на наличие определенных характеристик или в процессе применения тест-опросников), числовые значения.

Если характеристики состояния пациента оцениваются по опроснику, то решающие правила определяются, согласно превышению значения риска принадлежности к кластеру, определенного пользователем порога по методике, изложенной в главе 2.

3.4 Содержание интерфейса работы системы поддержки принятия решений прогноза форм и исходов тромбозов

Интерфейс пользователя (или внешний интерфейс) СППР ПТ предназначен для организации обмена информационными сообщениями между ЛПР или Оператором с СППР ПТ, реализованной на различных компьютерных платформах (миниЭВМ, микроЭВМ, планшет, iPhone и им аналогичные), с целью обеспечения продуктивной работы АРМ-врача. Интерфейс должен работать в интерактивном режиме с едиными и понятными для различных пользователей тезаурусом – т.е. быть интуитивно понятным, дружелюбным.

Визуально, внешний интерфейс представляет собой набор страниц, обеспечивающих функционирование диалоговых окон в режимах «обучение» (настройка) и «прогноз» (форм тромбозов, исхода терапии, значения соответствующим им рисков – см. главу 2).

Независимо от технической и программной платформ реализации интерфейс включает в себя следующие обязательные компоненты:

- меню, представляющее собой определенным образом организованные текстовые строки для управления АССПР: инициализация определенных режимов работы, описание и инициализация возможных действий Оператора или ЛПР, приостановка работы СППР ПТ с фиксацией (или нет) текущего словосостояния СППР ПТ для возможности организации рестарта, остановки функционирования СППР ПТ;

- диалоговое рабочее поле экрана для отображения вводимой и результирующей информации (диагнозы, результаты прогноза, рекомендации, рекомендации по дальнейшим действиям, пояснения и т.п.);

- область отображения вспомогательной текстовой и графической информации;

- звуковое сопровождение

В зависимости от выбранных режимов работы и пожеланиям пользователя указанные компоненты могут быть временно скрыты от наблюдения (но доступны при необходимости).

Поскольку рассматриваемая СППР ПТ предполагается к использованию на различных этапах диагностико-терапевтического процесса ведения больного, то предусматривается диалоговое «Мед. Карта пациента», при работе в котором осуществляется ввод или просмотр: ФИО пациента, зарегистрированных (наблюдаемых) признаков, характеризующих состояние пациента. Информативные признаки разбиваются на определенные (информативные) кластеры и принимают либо бальные, либо логические значения. В последнем случае, значение «true» соответствует факту присутствия признака, «false» - отсутствия.

Для исключения возможности неправильного ввода информации используется принцип контекстно-зависимых значений, согласно которому противоречивая информация не вводится или в дальнейшем не учитывается. Например, пока не выбрана группа признаков, ни одно из значений признаков, входящих в группу не фиксируется. В диалоговом режиме, в случае отсутствия информации о группе, значения признаков автоматически принимают значения соответствующие одной из ситуаций – «наилучший вариант», «наихудший вариант», «наиболее вероятный вариант», «усредненный вариант».

Гносеологический анализ рекомендаций экспертов позволил выделить следующие кластеры диалоговых окон интерфейса СППР ПТ по прогнозу форм тромбоэмболий и исходов терапии (профилактики) при эндопротезировании крупных суставов:

- идентифицирующий пациента: «Фамилия, имя, отчество», «№ мед. Карты», «Архив» (выбор пациента);

- управляющий вводом: «сохранить», «изменить», «удалить», «сброс»;
- возраст (группы возрастов: до 45 лет, от 45 до 59, от 60 до 74, от 75 до 89, старше 90 лет);
- факторы риска, ассоциированные с больным (ТЭЛА, ТГВ, варикоз, онкологические заболевания, дыхательная недостаточность, общая анестезия, нефротический синдром и т.д);
- длительность до поступления;
- механизм тромбоэмболии;
- общие осложнения;
- местные осложнения;
- тип обезболивания;
- метод фиксации;
- срок ТЭЛА;
- результаты ЭКГ;
- локализация тромба;
- пробы;
- давление;
- нарушение венозной гемодинамики;
- характеристики гемостаза (гипокоагуляция, гиперкоагуляция, АЧТВ - активированное частичное тромбопластиновое время, АВР, тромбиновое время, С-протеин, агрегацию тромбоцитов, РФМК, АТ - III и XII а - зависимый фибринолиз, Д-Димер и т.д.) ;
- заинтересованный компартмент;
- тип тромба;

- эндоинфотезия;
- артроз;
- размер тромба;
- тип тромбоза;
- местонахождение тромбоза;
- УЗИ;
- УЗДГ (ультразвуковая доплерография);
- диагноз;
- прогноз;
- исход;
- риск;
- терапевтические рекомендации;
- профилактические рекомендации;
- идентификатор времени осмотра (до и после эндопротезирования);
- статистический анализ (общее количество или процент больных по выбранным группам признакам, количество или процент присутствия определенных групп признаков при выбранном исходе или форме тромбоэмболии)

Размер окна определяется характеристиками экрана, используемого вычислительного средства, и в общем случае, одно «функциональное окно» может представлять собой иерархическую последовательность всплывающих подокон.

По выбору кнопки «Сохранить» все введенные данные заносятся в базу данных, расположенную в определенном файле. Информацию в файле, таким образом, можно корректировать и или постепенно

дополнять. Выбор кнопки «Сброс» позволяет полностью удалить информацию о пациенте из базы данных.

При выборе из архива необходимого больного, автоматически появляется его медицинская электронная карта со всеми введенными ранее значениями признаков сгруппированных по указанным кластерам. В целях сравнения нескольких пациентов предусматривается многооконный режим одновременного представления на экране информации о нескольких пациентах.

Прогноз форм тромбозов и исходов с указанием вычисленных рисков приводятся во всплывающем окне с расчетом процента возникновения той или иной ситуации (согласно доли значений рисков в их общей сумме).

Таким образом, предлагаемое содержание внешнего интерфейса позволяет управлять работой АССПР, осуществлять превентивные прогнозы форм тромбозов и исходов в до и после операционные периоды, формировать терапевтические и-или профилактические рекомендации, визуализировать результаты элементарного статистического анализа нескольких пациентов, запоминание информации.

СППР ПТ с рассмотренным интерфейсом позволяет использовать его в качестве модуля AMESDD в обучающих и клинических условиях – см. п.3.3.

Пример предлагаемого интерфейса приведен на рисунках 3.5 – 3.6.

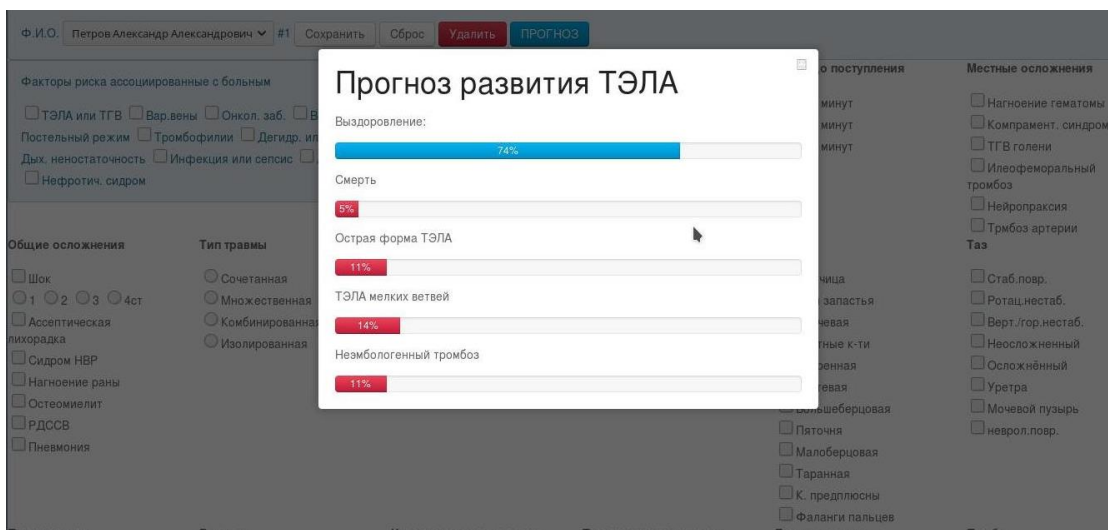


Рисунок 3.5 Пример интерфейса СППР ПТ

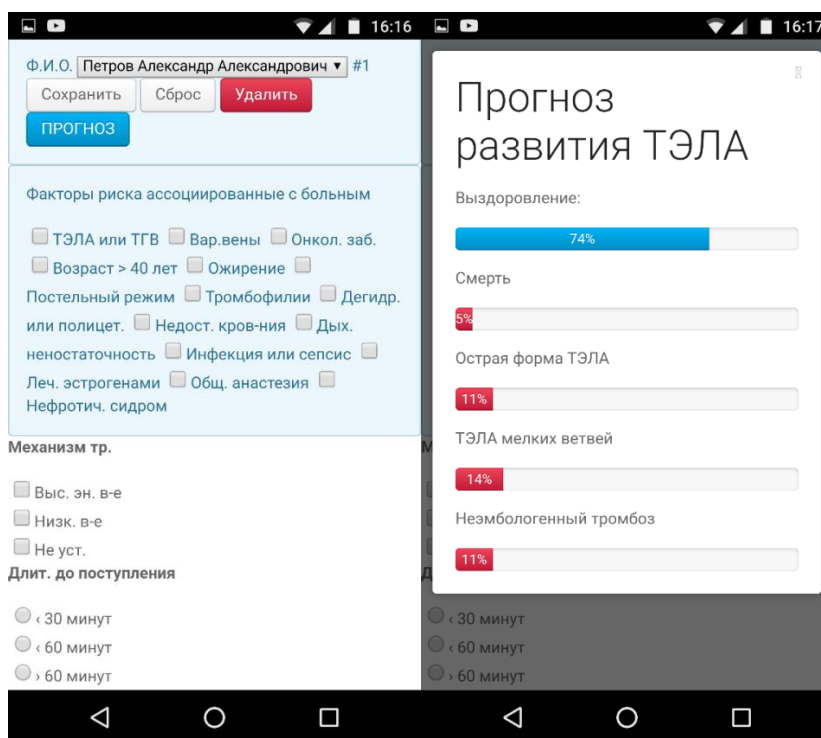


Рисунок 3.6 Пример интерфейса СППР ПТ на мобильном устройстве

Выводы третьей главы

В главе рассмотрены вопросы проектирования и эксплуатации специализированной автоматизированной системы поддержки принятия решений, предназначенной для использования в процессе эндопротезирования крупных суставов для повышения качества диагностико-терапевтического процесса (или профилактики) тромбоза в до и после операционный периоды, в частности.

- Предложена информационно-аналитическая структура СППР ПТ, отличающаяся одновременным применением прямых и обратных решающих правил, что позволяет как диагностировать состояние пациента по имеющимся у него признакам, так и проверять выдвинутую врачебную гипотезу, определенного прогностического характера, по присутствию у пациента определенного набора признаков. Данный итерационный процесс позволяет сократить время осмотра и повысить качество диагностики.

- Разработана обобщенная структура СППР ПТ, состоящая из подсистем настройки и формирования рекомендаций для ЛПР и отличающаяся применением в своем составе модулей формирования множества информативных признаков, представленных в булевой метрике, и искусственных логических нейронных сетей для синтеза antecedента решающих диагностических правил продукционного типа, что позволяет формировать и использовать адекватную базу знаний в условиях обучающих выборок небольшого объема, представленных логическими переменными.

- Разработаны схемы применения СППР ПТ в клинических условиях и для повышения квалификационного уровня медицинских работников (включая тестирование профессиональных знаний, умений и навыков), отличающиеся применением в своем составе типового диагностического модуля и процедуры сравнения врачебных гипотетических решений с

клинически подтвержденными, что позволяет совершенствовать диагностико-терапевтический и-или профилактический процессы тромбоэмболии в до и после операционные периоды;

- Предложена обобщенная структура пользовательского интерфейса, позволяющая использовать различные аппаратные и программные платформы и включающая в себя: множество сгруппированных по кластерам признаков, многооконный режим функционирования, базовый статистический анализ.

4. Результаты исследования эффективности функционирования системы поддержки принятия решений прогноза тромбоземболии в клинических условиях

4.1. Формирование множества информативных признаков прогноза тромбоземболии при эндопротезировании крупных суставов

Математический аппарат, методы и алгоритмы формирования множества информативных признаков прогноза возникновения и развития тромбоземболии при эндопротезировании крупных суставов рассмотрены в п.2.2.

Процедура формирования информативного признакового пространства по методу, изложенному в п.2.2, из исходного множества *OsmFact* (см. п.2.1 и п.2.2) исключила такие признаки, как малоинформативные для решения поставленной задачи в условиях эндопротезирования крупных суставов: онкологические заболевания, лечение эстрогенами, асептическая лихорадка, синдром НВР, пневмония, нагноение гематомы, отсутствие клиники ТЭЛА, заинтересованные компартмент синдромы 4-5, тонокомпартия (давление в норме и повышенное до 15 мм).

К остальным признакам, были применены следующие методы оценки информативности, описанные в п.2.1. В результате было сформировано множества информативных признаков – базовое и «дублирующее»: $\Omega(OsmFact)_b$ и $\Omega(OsmFact)_d$ – представленное в таблицах 4.1 и 4.2. Здесь же указаны, вычисленные на обучающей

выборке, частоты наблюдения данного фактора (объем обучающей выборки составил 306 наблюдений – больных).

Таблица 4.1 Информативное множество признаков $\Omega I(OsmFact)_b$ (начало)

Ранг	Частота встречаемости	№ <i>OsmFact</i>	Идентификаторы (название) факторов
87	0,75	4	Возраст > 40 лет
86	0,03	101	Размеры тромба/ > 8 мм
80	0,05	100	Размеры тромба/ 6-8 мм
75	0,15	99	Размеры тромба/ до 6 мм
61	0,56	31	Тип обезболивания / Блокада
60	0,33	122	Диагноз / эмболический тромбоз
60	0,66	123	Диагноз / не эмболический тромбоз
43	0,32	9	Недостаточность кровенаполнения
43	0,08	37	Срок ТЭЛА / 1 сутки
40	0,32	112	Д-Димер/ выше нормы
40	0,45	120	Тромбиновое время/ >18 секунд
39	0,06	43	Срок ТЭЛА / > 4 недели
39	0,15	45	Клиника ТЭЛА / ОДН
39	0,007	46	Клиника ТЭЛА / кровохаркание
39	0,003	47	Клиника ТЭЛА / потеря сознания
37	0,29	6	Постельный режим
37	0,32	52	ЭКГ / Перфузия левого желудочка
36	0,01	110	Гиперкоагуляция
36	0,15	114	РФМК (растворимый фибрин мономерный комплекс) / выше нормы
35	0,16	62	Локализация тромба / Внутренняя подвздошная вена
31	0,08	54	Локализация тромба / Вены стопы
31	0,29	73	Тип тромба / Флотирующий
29	0,06	41	Срок ТЭЛА / 10-15 сут.
27	0,46	35	Метод фиксации / Гипсовая повязка
27	0,54	36	Метод фиксации / Скелетная вытяжка
27	0,03	42	Срок ТЭЛА / 3-4 нед.
25	0,28	58	Локализация тромба / Малая берцовая вена
25	0,16	59	Локализация тромба / Коммуникантные вены
25	0,44	60	Локализация тромба / Глубокие вены бедра

Таблица 4.1 Информативное множество признаков $\Omega I(OsmFact)_b$
(продолжение)

Ранг	Частота встречаемости	№ <i>OsmFact</i>	Идентификаторы (название) факторов
25	0,15	118	АЧТВ (активированное частичное тромбопластиновое время)/ 24-35 секунд
23	0,08	27	Местные осложнения / ТГВ голени
23	0,08	40	Срок ТЭЛА / 5-7 сут.
23	0,11	48	Клиника ТЭЛА / пневмония
23	0,01	49	Клиника ТЭЛА / отсутствует
23	0,17	50	Анемия
23	0,17	61	Локализация тромба / Наружная подвздошная вена
23	0,13	63	Локализация тромба / Общая подвздошная вена
23	0,05	74	Тип тромба / Не известен
23	0,41	80	Пробы / Мозеса
23	0,41	81	Пробы / Хоманса
21	0,05	1	Наличие ТЭЛА или ТГВ
21	0,007	38	Срок ТЭЛА / 2 сутки
21	0,39	82	Пробы / Левенберга
19	0,09	8	Дегидратация или полицитемия
19	0,17	10	Дыхательная недостаточность
17	0,09	5	Ожирение
17	0,11	28	Местные осложнения / Илеофemorальный тромбоз
17	0,25	68	Локализация тромба / Подколенная артерия
15	0,08	17	Общие осложнения / Шок 3 степени
15	0,08	64	Локализация тромба / вены таза
15	0,02	65	Локализация тромба / Подключичная вена
15	0,01	96	Нарушение венозной гемодинамики / бледность
13	0,005	90	Нарушение венозной гемодинамики / нет

Таблица 4.1 Информативное множество признаков $\Omega I(OsmFact)_b$
(продолжение)

Ранг	Частота встречаемости	№ <i>OsmFact</i>	Идентификаторы (название) факторов
12	0,007	115	РФМК (растворимый фибрин мономерный комплекс) /ниже нормы
11	0,11	2	Варикозные заболевания вен
11	0,17	44	Клиника ТЭЛА / боль в груди
11	0,63	95	Нарушение венозной гемодинамики / боль
11	0,13	127	Тип ТЭЛА / мелких ветвей
10	0,63	97	УЗДГ / фракция выброса до 60%
9	0,5	56	Локализация тромба / Задняя большеберцовая вена
9	0,32	93	Нарушение венозной гемодинамики / отек / резко выраженный
9	0,38	94	Нарушение венозной гемодинамики. / цианоз
9	0,33	124	Диагноз/ нет тромбоза
8	0,12	107	локализация эндопротезирования / тазобедренных суставов
8	0,007	109	Гипокоагуляция
8	0,15	117	АЧТВ (активированное частичное тромбопластиновое время)> 35 секунд
7	0,04	13	Применялась общая анестезия
7	0,007	30	Местные осложнения / Тромбоз артерии
7	0,33	57	Локализация тромба / Передняя большеберцовая вена
7	0,26	108	локализация эндопротезирования / коленный сустав
7	0,66	126	Тип ТЭЛА / массивная
7	0,08	130	Форма ТЭЛА / рецидивирующая
6	0,32	106	Локализация эндопротезирования / слева
5	0,007	11	Инфекция или сепсис
5	0,007	16	Общие осложнения / Шок 2 степени
5	0,61	72	Тип тромба / Фиксированный

Таблица 4.1 Информативное множество признаков $\Omega I(OsmFact)_b$
(продолжение)

Ранг	Частота встречаемости	№ <i>OsmFact</i>	Идентификаторы (название) факторов
5	0,75	85	Пробы / УЗИ/окклюзивный тромбоз
5	0,26	103	Тип эндопротезирования / без цементное
5	0,56	104	Тип эндопротезирования / гибридное
5	0,007	116	АЧТВ (активированное частичное тромбопластиновое время) < 24 секунд
5	0,14	129	Форма ТЭЛА / острая
4	0,18	102	Тип эндопротезирования / цементное
4	0,68	105	локализация эндопротезирования / справа
4	0,05	121	Тромбиновое время / 10-18 секунд
3	0,003	21	Общие осложнения / Нагноение раны
3	0,01	33	Тип обезболивания / Масочный наркоз
3	0,23	34	Тип обезболивания / Интубационный наркоз
3	0,003	77	Заинтересованный компартмент синдром 3
3	0,39	83	Пробы / Рентген
3	0,026	84	Пробы / РВГ
3	0,06	86	Пробы / УЗИ/неокклюзивный тромбоз
3	0,14	128	Форма ТЭЛА / молниеносная
2	0,26	98	УЗДГ / фракция выброса больше 60%
2	0,66	125	Тип ТЭЛА / нет
1	0,003	18	Общие осложнения / Шок 4 степени
1	0,03	22	Общие осложнения / Остеомиелит
1	0,016	23	Общие осложнения / РДССВ
1	0,003	29	Местные осложнения / Нейропраксия
1	0,03	71	Локализация тромба / НПВ
1	0,007	7	Тромбофилии
1	0,003	26	Местные осложнения / Компартмент синдром
1	0,003	51	ЭКГ / аритмия
1	0,08	53	ЭКГ / Неспецифические нарушения
1	0,08	55	Локализация тромба / Вены таза

Таблица 4.1 Информативное множество признаков $\Omega I(OsmFact)_b$ (окончание)

Ранг	Частота встречаемости	№ $OsmFact$	Идентификаторы (название) факторов
1	0,04	66	Локализация тромба / Вены верхней конечности
1	0,07	67	Локализация тромба / Источник не выявлен
1	0,04	69	Локализация тромба / БПВ
1	0,03	92	Нарушение венозной гемодинамики / отек / средне-выраженный
1	0,007	111	Д-Димер/ норма
1	0,007	113	РФМК (растворимый фибрин мономерный комплекс) / норма

Таблица 4.2 Признаки «дублирующего» множества $\Omega I(OsmFact)_d$ (начало)

Признак $\Omega I(OsmFact)_d$	Признаки множества $\Omega I(OsmFact)_b$ коррелируемые с признаками множества $\Omega I(OsmFact)_d$
ЭКГ/ Перфузия левого желудочка	Наличие ТЭЛА или ТГВ, Исход – выздоровление
Постельный режим	Недостаточность кроветворения, фиксированный тип тромба, пробы Мозеса, пробы Хоманса, возраст больше 40 лет
Дыхательная недостаточность	Недостаточность кроветворения, дегитратация или полиметация
Инфекция или сепсис	Нагноение раны
Тип тромба/фиксированный	Пробы/РВГ
Тип тромба/флотирующий	Форма ТЭЛА/молниеносная, Форма ТЭЛА/рецидивирующая, форма ТЭЛА/острая, исход/смерть, осложнения/пневмония, осложнения/нагноение
Пробы Мозеса	Тонокомпартия/давление в норме или до 15 мм.рт.ст., нарушение венозной гемодинамики/боль или отек, Заинтересов. компартмент 5, Тип ТЭЛА / массивная
Пробы Хоманса	Тонокомпартия / Пов. до 15 мм, Нарушение вен. гемодин / отек, Нарушение вен. гемодин. / боль или отек, Диагноз / эмб. Тромбоз, Пробы / РВГ

Таблица 4.2 Признаки «дублирующего» множества $\Omega I(OsmFact)_d$ (окончание)

Признак $\Omega I(OsmFact)_d$	Признаки множества $\Omega I(OsmFact)_b$ коррелируемые с признаками множества $\Omega I(OsmFact)_d$
Пробы / Левенберга	Нарушение вен. гемодин. / отек/ не вып., Диагноз / эмб. Тромбоз, Тип ТЭЛА / массивная, Нарушение вен. гемодин. / боль или отек
Тонокомпарат-я / Пов. до 30мм	Нарушение вен. гемодин. / боль или отек, Пробы / РВГ
Нарушение вен. гемодин. / отек /	Тип ТЭЛА / массивная
Нарушение вен. гемодин. / отек /	Тип ТЭЛА / массивная, Пробы / РВГ
Диагноз / эмб. тромбоз	Форма ТЭЛА / молниеносная, Форма ТЭЛА / рецидивирующая, Общие осложнения / Пневмония, Местные осложнения / Компаратмент синдром или нагноения, все виды ТЭСЛА
Местные осложнения / Нагноение гематомы	Форма ТЭЛА / острая
Общие осложнения / Пневмония	Форма ТЭЛА / молниеносная

Представленные в таблице 4.2 связи позволяют сделать следующие выводы:

1. Постельный режим характерен при недостаточности кровотока, положительных пробах Мозеса и Хоманса и возрасте больше 40 лет;
2. Дегидратация или полиметация совместно, с дыхательной недостаточностью, часто связаны с недостаточностью кровотока;
3. Возникновение флотирующего тромба приводит к различным типам ТЭЛА на фоне пневмонии и высокой вероятности летального исхода;
4. Пробы Мозеса, Хоманса и Лёвенберга несут коррелированную информацию - следовательно, может быть проведена одна из них;

5. Отек, как нарушение венозной гемодинамики, коррелирует с массивной ТЭЛА;
6. Молниеносной ТЭЛА часто сопутствует пневмония, а нагноение гемотомы часто приводит к острой форме ТЭЛА.

На множестве признаков *AnamFact*, (см.п.2.1) выявлены высоко коррелированные признаки - факторы риска (коэффициент корреляции значим на уровне $p < 0.05$), позволяющие формировать дублирующие и базовые подмножества – представлены в таблице 4.3.

Таблица 4.3 Признаки «дублирующего» множества $\Omega I(AnamFact)_d$.

Признак $\Omega I(AnamFact)_d$	Признаки множества $\Omega I(AnamFact)_b$, коррелируемые с признаками множества $\Omega I(AnamFact)_d$
Срок беременности	Количество беременностей у женщины
Сахарный диабет	Масса тела
Недостаточность кровообращения степени с отеками II-III	Травмы сосудов
Ишемическая болезнь сердца	Ишемическая болезнь оперируемой части тела
Тромбоз в анамнезе	Рецидивирующие эпизоды тромбоза в анамнезе
Дефицит протеина С	Дефицит протеина S, дефицит антитромбина III
Наличие волчанкового антикоагулятора	Мутация МТФР методом ЦРП, мутация протомбина G2020A методом ЦРП

Анализ информации, представленной в таблице 4.3, позволяет сделать следующий вывод, не противоречащий известным медицинским положениям – факторы риска, регистрируемые при применении опросника образуют группы высоко коррелирующих признаков:

- связанные с образом жизни, приводящему к нарушению метаболических процессов (ожирение, сахарный диабет);
- с недостаточностью кровообращения и ишемией;
- дефицитами различных протеинов;
- анитикоагуляторами и мутациями МТФР и промтомбина G2020A.

4.2 Результаты синтеза решающих правил на клиническом материале

Основной базы знаний СППР ПТ являются решающие правила, синтез и применение которых описаны в п.2.3 и 2.4.

На признаковом пространстве, представленного значениями клинически подтвержденных диагнозов, множества $\Omega(OsmFact)_b$, получены следующие функции активации (для структуры решающих правил типа (2.28)):

$$\begin{aligned} Fin(\{XO\})_{\omega_m} = & x73 \wedge (x80 \vee x81 \vee x82) \wedge \\ & (x5 \wedge x8 \wedge x9 \vee x45 \wedge x47 \vee x50 \wedge x52 \vee x70 \wedge x71) \vee \\ & (x54 \vee x64 \vee x58 \vee x59 \vee x60 \vee x61 \vee x63 \vee x65 \vee x66 \vee x67 \vee x68) \vee x92, \end{aligned} \quad (4.1)$$

где, здесь и далее: x_i – i -ый признак из группы признаков (множества) $OsmFact$; $Fin(\{XO\})_{\omega_m} = true$ соответствует высокой вероятности прогноза класса ω_m – ТЭЛА массивная.

$$\begin{aligned} Fin(\{XO\})_{\omega_s} = & [Y_{\omega_m} \wedge \{x122 \vee (x28 \vee (\overline{x33} \vee \overline{x34}) \wedge x36) \wedge \overline{x92}\}] \wedge \\ & (x112 \wedge x114 \vee x117 \wedge x120 \vee x114 \wedge x120 \vee x112 \wedge x120 \vee x117 \wedge x114 \vee x112 \wedge x120), \end{aligned} \quad (4.2)$$

где: $Fin(\{XO\})_{\omega_s} = true$ соответствует высокой вероятности прогноза класса ω_s – ТЭЛА молниеносная; черта над числом означает инверсию соответствующего фактора риска (логической переменной).

$$\begin{aligned} Fin(\{XO\})_{\omega_{bl}} = & (((x40 \rightarrow x44) \rightarrow x45) \rightarrow x46) \rightarrow x48) \vee \\ & ((x50 \vee x52) \wedge (x60 \vee x62)) \vee (x73 \vee ((x80 \rightarrow x81) \rightarrow x82) \vee (x93 \vee x95) \vee x130 \vee x122), \end{aligned} \quad (4.3)$$

где: $Fin(\{XO\})_{\omega_{bl}} = true$ соответствует высокой вероятности прогноза класса ω_{bl} – ТЭЛА мелких ветвей.

$$Fin(\{XO\})_{\omega_{bl}} = \overline{[x18 \wedge (x31 \vee x34) \wedge \{x50 \wedge x51 \vee [(x44 \vee (x48 \wedge x50 \vee x27) \vee x46) \vee (x40 \vee x41 \vee x42 \vee x43)]\}]} \wedge (x112 \vee x114 \vee x117 \wedge x120 \vee x114 \wedge x120 \vee x112 \wedge x120 \vee x117 \wedge x114 \vee x112 \wedge x120) , \quad (4.4)$$

где: $Fin(\{XO\})_{\omega_r} = true$ соответствует высокой вероятности прогноза класса ω_r – ТЭЛА рецидивирующая.

$$Fin(\{XO\})_{\omega_r} = \{(Y_{\omega_n} \vee Y_{\omega_{bl}}) \vee [x50 \wedge (x36 \vee x31) \vee ((x83 \vee x84 \vee x85) \vee x86) \vee (x52 \vee x56) \vee (x57 \vee x60)]\} \wedge (x112 \vee x114) , \quad (4.5)$$

где: $Fin(\{XO\})_{\omega_s} = true$ соответствует высокой вероятности прогноза класса ω_{os} – ТЭЛА острая.

$$Fin(\{XO\})_{\omega_{entr}} = \{(x93 \vee x94) \vee \{(x5 \vee x16 \vee x17 \vee x36 \wedge (x9 \vee x10) \vee (x50 \vee x52) \wedge (x31 \vee x34)) \rightarrow (x40 \vee x41 \vee x42 \vee x43)\} \wedge (x112 \wedge x114 \wedge x117 \wedge x120 \vee x114 \wedge x120 \vee x112 \wedge x120 \vee x117 \wedge x114 \vee x112 \wedge x120) , \quad (4.6)$$

где: $Fin(\{XO\})_{\omega_{emtr}} = true$ соответствует высокой вероятности прогноза класса ω_{emtr} – эмболический тромбоз (в 60% случая приводит к смертельному исходу).

$$Fin(\{XO\})_{\omega_{nemtr}} = [(x85 \vee x86) \vee (x80 \wedge x81 \wedge x82)] \wedge \{x72 \vee (x50 \vee x31 \vee x34 \vee x2 \vee x54 \vee x64 \vee x59 \vee x56 \vee x57 \vee x58 \vee x36 \vee x65 \vee x66 \vee x67 \vee x68 \vee x70) \vee (x8 \vee x93 \vee x94 \vee x72)\} \wedge (x112 \wedge x114 \vee x117 \wedge x120) , \quad (4.7)$$

где: $Fin(\{XO\})_{\omega_0} = true$ соответствует высокой вероятности прогноза класса ω_{nemtr} – неэмболический тромбоз (в 5% случаев приводит к летальному исходу).

$$Fin(\{XO\})_{\omega_0} = \overline{\{x112 \vee x114 \vee x117 \vee x120\} \wedge [x1 \vee \{x7 \vee x11 \vee x13 \vee x18 \vee x21 \vee x22 \vee x23 \vee x29 \vee x52 \vee x53 \vee x110\}]} , \quad (4.8)$$

где: $Fin(\{XO\})_{\omega_D} = true$ соответствует высокой вероятности прогноза класса ω_0 – «отсутствие тромбоза».

$$Fin(\{XO\})_{\omega_D} = [(x112 \wedge x126 \vee x128) \vee x73] \vee \{x45 \wedge x47 \vee (x50 \vee x52 \vee x54 \vee x56 \vee x57 \vee x58 \vee x59 \vee x60 \vee x64 \vee x65 \vee x66 \vee x67 \vee x68 \vee x70 \vee x94) \wedge x9 \wedge x10 \wedge x36\} \wedge (x112 \vee x114 \vee x117 \vee x120) , \quad (4.9)$$

где: $Fin(\{XO\})_{OutD} = true$ соответствует высокой вероятности прогноза класса $OutD$ – летальный исход.

$$Fin(\{XO\})_{OutR} = \frac{\{x50 \wedge x52 \vee x53 \vee x56 \vee x60 \vee x122\} \vee +}{[x96 \vee x87 \vee x3 \vee x12 \vee x7 \vee x19 \vee x20 \vee x22 \vee x23 \vee x29 \vee x33 \vee x51 \vee x17 \vee x18 \vee x37 \vee x38 \vee x110 \vee x47]}, \quad (4.10)$$

где: $Fin(\{XO\})_{OutR} = true$ соответствует высокой вероятности прогноза класса $OutR$ – «выздоровление».

В случае, если признак из базового множества, присутствующий в формулах (4.1)-(4.10), не является возможным оценить (зарегистрировать) в момент принятия решения и не определено значение ему соответствующего признака из дополнительного множества, то, учитывая серьезность заболевания, автоматизированная система предполагает наихудший вариант развития ситуации – наличие данного фактора.

Таблица 4.4 Частоты признаков различных форм тромбоза и исходов (начало).

№ $OsmFact$	ω_m	ω_s	ω_l	ω_l	ω_s	ω_{emtr}	ω_{nemtr}	ω_0	$OutD$	$OutR$
1	0,03	0,07	0,27	0,27	0,08	0,14	0,05	0,96	0,08	0,32
2	0,11	0,14	0,07	0,03	0,17	0,11	0,12	0,86	0,17	0,11
3	0,04	0,07	0,02	0,03	0,03	0,04	0,04	0,96	0,03	0,03
4	0,86	0,81	0,85	0,88	0,71	0,79	0,85	0,27	0,71	0,82
5	0,14	0,14	0,07	0,12	0,21	0,14	0,07	0,96	0,21	0,11
6	0,18	0,33	0,32	0,27	0,42	0,35	0,32	0,72	0,42	0,39
7	0,03	0,03	0,03	0,03	0,03	0,03	0,01	0,98	0,03	0,03
8	0,04	0,26	0,02	0,03	0,03	0,07	0,11	0,92	0,03	0,04
9	0,04	0,49	0,41	0,42	0,38	0,42	0,34	0,74	0,38	0,46
10	0,04	0,37	0,17	0,18	0,13	0,22	0,17	0,96	0,13	0,18
11	0,03	0,03	0,03	0,03	0,03	0,03	0,01	0,98	0,03	0,03
13	0,04	0,05	0,07	0,09	0,13	0,09	0,02	0,98	0,13	0,04
15	0,07	0,14	0,07	0,09	0,08	0,09	0,05	0,96	0,08	0,04
16	0,07	0,09	0,07	0,06	0,13	0,10	0,04	0,96	0,13	0,11
17	0,11	0,28	0,02	0,03	0,03	0,10	0,06	0,95	0,03	0,03

Таблица 4.4 Частоты признаков различных форм тромбоемболии и исходов (продолжение).

№ <i>OsmFact</i>	ω_m	ω_s	ω_l	ω_l	ω_s	ω_{entr}	ω_{nentr}	ω_0	<i>OutD</i>	<i>OutR</i>
18	0,03	0,03	0,03	0,03	0,03	0,03	0,03	0,98	0,03	0,03
19	0,03	0,03	0,03	0,03	0,03	0,03	0,03	0,98	0,03	0,03
20	0,29	0,07	0,07	0,06	0,13	0,08	0,26	0,76	0,13	0,11
20	0,03	0,03	0,03	0,03	0,03	0,03	0,03	0,96	0,03	0,03
21	0,04	0,02	0,05	0,06	0,08	0,04	0,02	0,98	0,08	0,04
22	0,03	0,03	0,05	0,06	0,03	0,02	0,01	0,98	0,03	0,03
23	0,03	0,02	0,03	0,03	0,03	0,01	0,03	0,96	0,03	0,03
25	0,03	0,05	0,27	0,24	0,13	0,13	0,01	0,96	0,13	0,11
26	0,03	0,97	0,05	0,06	0,04	0,04	0,03	0,96	0,04	0,04
27	0,29	0,98	0,03	0,03	0,21	0,10	0,08	0,92	0,21	0,04
28	0,43	0,12	0,10	0,09	0,08	0,11	0,12	0,89	0,08	0,11
29	0,04	0,03	0,02	0,03	0,04	0,02	0,03	0,96	0,04	0,03
31	0,71	0,42	0,59	0,61	0,58	0,54	0,67	0,59	0,58	0,71
33	0,07	0,03	0,02	0,96	0,03	0,01	0,04	0,96	0,03	0,03
34	0,04	0,03	0,02	0,03	0,03	0,01	0,01	0,98	0,03	0,03
36	0,36	0,28	0,41	0,42	0,42	0,39	0,43	0,62	0,42	0,57
37	0,11	0,42	0,02	0,03	0,13	0,14	0,04	0,96	0,13	0,03
38	0,03	0,05	0,03	0,03	0,03	0,02	0,03	0,96	0,03	0,03
40	0,04	0,12	0,44	0,36	0,29	0,24	0,06	0,96	0,29	0,43
41	0,07	0,16	0,20	0,24	0,13	0,18	0,03	0,96	0,13	0,21
42	0,03	0,02	0,10	0,09	0,17	0,08	0,03	0,96	0,17	0,04
43	0,03	0,28	0,12	0,09	0,08	0,14	0,04	0,98	0,08	0,04
44	1,03	0,37	0,63	0,67	0,63	0,58	1,03	0,93	0,63	0,82
45	0,14	0,63	0,78	0,85	0,79	0,71	0,10	0,96	0,79	0,64
46	0,03	0,03	0,49	0,48	0,21	0,21	0,06	0,96	0,21	0,46
47	0,29	0,84	0,07	0,12	0,46	0,47	0,02	0,96	0,46	0,03
48	0,03	0,02	0,76	0,76	0,29	0,33	0,11	0,96	0,29	0,79
50	0,14	0,58	0,78	0,79	0,75	0,63	0,27	0,87	0,75	0,75
51	0,03	0,03	0,03	0,03	0,03	0,03	0,03	0,98	0,03	0,03
52	0,18	0,42	0,90	0,88	0,88	0,66	0,12	0,98	0,88	0,86
53	0,03	0,02	0,03	0,03	0,03	0,01	0,03	0,98	0,03	0,03
54	0,11	0,02	0,02	0,03	0,04	0,03	0,10	0,91	0,04	0,03
56	0,50	0,40	0,29	0,27	0,54	0,37	0,61	0,56	0,54	0,36
57	0,39	0,33	0,24	0,24	0,46	0,30	0,39	0,66	0,46	0,25
58	0,36	0,35	0,24	0,24	0,46	0,30	0,31	0,75	0,46	0,25
59	0,03	0,09	0,24	0,21	0,21	0,16	0,19	0,84	0,21	0,25
60	0,04	0,09	0,37	0,42	0,08	0,19	0,22	0,84	0,08	0,39
61	0,50	0,49	0,56	0,55	0,42	0,50	0,51	0,58	0,42	0,68
62	0,29	1,03	0,37	0,45	0,63	0,64	0,04	0,96	0,63	0,03

Таблица 4.4 Частоты признаков различных форм тромбоемболии и исходов (окончание).

№ <i>OsmFact</i>	ω_m	ω_s	ω_l	ω_l	ω_s	ω_{entr}	ω_{nentr}	ω_0	<i>OutD</i>	<i>OutR</i>
62	0,04	0,12	0,27	0,30	0,08	0,16	0,20	0,84	0,08	0,25
63	0,04	0,05	0,27	0,30	0,08	0,15	0,16	0,88	0,08	0,29
65	0,04	0,21	0,05	0,06	0,08	0,09	0,08	0,95	0,08	0,04
66	0,03	0,03	0,03	0,03	0,04	0,01	0,03	0,96	0,04	0,03
67	0,04	0,02	0,05	0,03	0,08	0,05	0,04	0,96	0,08	0,07
68	0,03	0,19	0,22	0,24	0,17	0,19	0,02	0,96	0,17	0,07
70	0,18	0,02	0,03	0,03	0,03	0,01	0,08	0,96	0,03	0,03
71	0,03	0,02	0,12	0,15	0,03	0,07	0,03	0,98	0,03	0,11
72	0,71	0,12	0,07	0,09	0,03	0,05	0,91	0,89	0,03	0,07
73	0,29	0,74	0,83	0,79	1,03	0,84	0,14	0,96	1,03	0,86
77	0,21	0,09	0,05	0,06	0,04	0,07	0,06	0,95	0,04	0,07
78	0,04	0,03	0,02	0,03	0,04	0,02	0,02	0,98	0,04	0,04
80	0,39	0,14	0,37	0,39	0,33	0,26	0,57	0,51	0,33	0,54
81	0,39	0,14	0,37	0,39	0,33	0,26	0,56	0,52	0,33	0,54
82	0,39	0,14	0,37	0,39	0,33	0,26	0,53	0,54	0,33	0,50
83	0,03	0,03	0,51	0,45	0,38	0,26	0,21	0,88	0,38	0,68
84	0,03	0,09	0,03	0,03	0,03	0,06	0,04	0,95	0,03	0,03
85	0,79	0,30	0,71	0,73	0,63	0,55	0,99	0,88	0,63	0,93
86	0,04	0,02	0,07	0,06	0,08	0,05	0,02	0,98	0,08	0,07
91	0,32	0,12	0,20	0,21	0,21	0,17	0,23	0,80	0,21	0,21
92	0,03	0,96	0,20	0,18	0,33	0,23	0,41	0,61	0,33	0,29
93	0,03	0,07	0,39	0,42	0,21	0,25	0,46	0,58	0,21	0,50
94	0,89	0,26	0,29	0,33	0,29	0,32	0,46	0,56	0,29	0,29
95	0,96	0,30	0,54	0,61	0,46	0,47	0,81	0,74	0,46	0,64
96	0,04	0,02	0,03	0,03	0,08	0,03	0,03	0,96	0,08	0,03
110	0,4	0,4	0,2	0,15	0,3	0,5	0,3	0,96	0,8	0,03
112	0,5	0,3	0,1	0,30	0,26	0,8	0,4	0,96	0,6	0
114	0,6	0,5	0,4	0,24	0,7		0,4	0,96	0,6	0
117	0,7	0,6	0,3	0,3	0,18	0,72	0,35	0,96	0,68	0,03
120	0,6	0,6	0,4	0,24	0,46	0,65	0,25	0,96	0,72	0
122	0,29	0,84	1,03	1,03	0,96	1,03	0,13	0,94	0,96	0,96
123	0,71	0,16	0,03	0,03	0,04	0,03	1,03	0,96	0,04	0,04
126	0,71	0,03	0,03	0,03	0,03	0,09	0,95	0,03	0,03	0,04
127	0,03	0,03	1,03	0,97	0,38	0,41	0,13	0,96	0,38	0,93
128	0,25	1,03	0,03	0,03	0,03	0,36	0,03	0,96	0,03	0,03
130	0,03	0,03	0,78	1,03	0,03	0,33	0,09	0,96	0,03	0,64

Примечание: в столбце для класса ω_0 представлены частоты отсутствия соответствующего фактора риска *OsmFact* (значение признака равно «false»).

Для определения решающих правил W и OUT (см.п.2.4) по множеству $AnamFact$ на обучающей выборке были получены следующие диапазоны, значения коэффициентов уверенностей и рисков для вычисления фактических параметров процедур применения правил W и Out прогнозирования возможности возникновения различных форм тромбозов и их исходов (см. п.2.4) – представлены в таблице 4.5.

Таблица 4.5 Диапазоны, значения рисков и коэффициентов уверенности для множества $AnamFact$.

Класс	Диапазон ΣB	риски	Коэффициенты уверенности
ω_0	<50	$AnamRisk(w_0, an) = 0.87$	$U_{w_0} = 0.95$
ω_{tela}	≥ 120	$AnamRisk(w_{tela}, an) = 0.9$	$U_{w_{tela}} = 0.92$
ω_{tr}	≥ 156	$AnamRisk(w_{tr}, an) = 0.86$	$U_{w_{tr}} = 0.95$
$OutD$	≥ 180	$OutcomRisk_{OutD} = 0.8$	$U_{OutD} = 0.85$
$OutR$	<50	$OutcomRisk_{OutR} = 0.9$	$U_{OutR} = 0,76$

Диапазоны определялись по гистограммам распределения значений ΣB на обучающей выборке. При этом, для коррелированных признаков, представленных в таблице 4.3, в случае присутствия соответствующих результатов опроса, выбиралось максимальное значение. Если, ЛПР (врач) считает необходимым совместный учет коррелированных признаков - факторов риска, - то все указанные границы диапазонов увеличиваются на сумму максимально возможных бальных оценок используемых коррелированных признаков.

Для случая $\Sigma B \geq 156$ состояние пациента соотносится к классам ω_{tela} и ω_{tr} с соответствующими уверенностями, а уточнение осуществляется по результатам применения решающих правил по множеству $OsmFact$.

Таким образом, в базе знаний экспертной системы СППР ПТ (см. главу 3) находятся решающие правила, логические и арифметические функционалы, параметры и константы для их реализации и формирования СППР ПТ классификационного заключения. Полученные элементы базы знаний позволяют осуществлять прогнозирование различных форм тромбоэмболии или исходов при эндопротезировании крупных суставов на основе двух множеств – *AnamFac* и *OsmFact*. В реальных условиях одно из множеств может отсутствовать.

4.3 Результаты применения решающих правил прогноза тромбоэмболии при эндопротезировании

Сравнительная диагностическая результативность предложенной автоматизированной системы определялась для различных форм венозного тромбоза, тромбоэмболии легочной артерии, а также ее исходов. С этой целью использовалась экзаменационная выборка с клинически подтвержденными диагнозами, состоящая следующего из количества пациентов по классам:

- ω_m - ТЭЛА массивная – 79 человек;
- ω_s - ТЭЛА молниеносная – 52 человека;
- ω_{bl} - ТЭЛА мелких ветвей – 51 человек;
- ω_r - ТЭЛА рецидивирующая – 49 человек;
- ω_{os} - ТЭЛА острая – 96 человек;
- ω_{emtr} - Эмболический тромбоз – 101 человек;
- ω_{nemtr} - Неэмболический тромбоз – 201 человек;
- ω_0 - отсутствие тромбоза – 200 человек;
- $OutD$ - исход – «смерть» - 100 человек;
- $OutR$ - исход – «выздоровление» - 101 человек.

Тестирование правил осуществлялось путем прогнозирования венозного тромбоза, ТЭЛА и ее исходов у пациентов, у которых диагноз венозных тромбоэмболических осложнений был подтвержден или с помощью УЗИ, или рентгенофлебография, или путем морфологического исследований. В таблице 4.6 приведена общая статистика экзаменационной выборки.

Таблица 4.6 Обобщенная статистика экзаменационной выборки

Степень риска	Неэмбологенный тромбоз	Эмбологенный тромбоз	ТЭЛА	Смерть
Низкий Риск	9,4 %	4%	4%	2 %
Умеренный Риск	52,6 %	64%	66%	72 %
Высокий Риск	38 %	32%	28%	26%

В качестве показателей качества использовали классические [77, 44, 30]: чувствительность, специфичность, эффективность, прогностичности положительного и отрицательного результатов, отношения правдоподобия.

Ниже приведены результаты диагностических возможностей предлагаемой системы при сравнении результатов классификации пациентов группы А с группой Б. Кластеры соответствующих групп указаны в таблице 4.7. Диагностические показатели качества – в таблице 4.8.

Таблица 4.7 Группы сравнения результатов классификации

№ варианта	Группа А	Группа Б
1	ω_m	$\omega_s \cup \omega_{bl} \cup \omega_r \cup \omega_{os} \cup \omega_{emtr} \cup \omega_{nemtr} \cup \omega_0$
2	ω_s	$\omega_m \cup \omega_{bl} \cup \omega_r \cup \omega_{os} \cup \omega_{emtr} \cup \omega_{nemtr} \cup \omega_0$
3	ω_{bl}	$\omega_m \cup \omega_s \cup \omega_r \cup \omega_{os} \cup \omega_{emtr} \cup \omega_{nemtr} \cup \omega_0$
4	ω_r	$\omega_m \cup \omega_s \cup \omega_{bl} \cup \omega_{os} \cup \omega_{emtr} \cup \omega_{nemtr} \cup \omega_0$
5	ω_{os}	$\omega_m \cup \omega_s \cup \omega_{bl} \cup \omega_r \cup \omega_{emtr} \cup \omega_{nemtr} \cup \omega_0$
6	ω_{emtr}	ω_{nemtr}
7	ω_0	$\omega_m \cup \omega_s \cup \omega_{bl} \cup \omega_r \cup \omega_{os} \cup \omega_{emtr} \cup \omega_{nemtr}$
8	<i>OutD</i>	<i>OutR</i>

Для оценки эффективности функционирования СППР ПТ с использованием полученных решающих правил на экзаменационной выборке, сформированной на основе историй болезни пациентов хирургического отделения Курской областной больницы, показатели качества рассчитывались на основании соотнесения состояния пациента к определенной форме тромбоземболии или исходов, если итоговая уверенность U_{ω_i} , формируемая СППР ПТ решения, принимала значение более 0,9.

Таблица 4.8 Диагностические показатели качества системы прогноза тромбоземболии и исходов лечения (профилактики)

№ варианта	ДЧ	ДС	ДЭ	ПЗ ⁺	ПЗ ⁻	LR ⁺	LR ⁻
1	0,89	0,93	0,92	0,83	0,95	12,66	0,12
2	0,88	0,78	0,82	0,68	0,93	4,02	0,15
3	0,9	0,9	0,9	0,7	0,97	9,02	0,11
4	0,82	0,75	0,77	0,62	0,89	3,27	0,24
5	0,86	0,79	0,83	0,8	0,86	4,12	0,17
6	0,85	0,78	0,82	0,8	0,84	3,91	0,19
7	0,89	0,84	0,87	0,85	0,89	5,62	0,13
8	0,83	0,78	0,82	0,7	0,92	3,77	0,22
Среднее значение	0,865	0,82	0,84	0,75	0,91	5,8	0,17
доверительный интервал показателя	0,017	0,038	0,029	0,048	0,026	1,94	0,028

В таблице 4.8 используются обозначения: ДЧ – диагностическая чувствительность, ДС – диагностическая специфичность, ДЭ – диагностическая эффективность, ПЗ⁺ – предсказательная (прогностическая) значимость положительных результатов, ПЗ⁻ – предсказательная значимость отрицательных результатов, LR⁺ – отношение правдоподобия для положительного результата, LR⁻ – отношение правдоподобия для отрицательного результата.

Анализ представленных в таблицах данных показывает, что при прогнозировании с помощью предложенной системы наблюдаются приемлемые для применения в клинических условиях (или учебных целях) значения показателей качества. Наилучший прогноз возникновения и развития тромбоза отмечен в случае ТЭЛА мелких ветвей (более 0,9), наихудший – в случае ТЭЛА рецидивирующая (более 0,75). Данный факт не противоречит существующим методам выявления данного типа ТЭЛА, которая часто протекает латентно.

Невысокие средние значения показателя LR^- отношения правдоподобия отрицательного результата - с небольшим доверительным интервалом - чуть больше 2% ($0,17 \pm 0,04$), позволяют сделать вывод о том, что вероятность получения отрицательного результата ниже уровня вероятности получения такового традиционным способом приблизительно в 1,5-2 раза. Таким образом, шанс осуществить неправильный прогноз тромбоза составляет, приблизительно 1:6. Это подчеркивает результативность полученных решающих правил.

В то же время, значения показателя LR^+ отношения правдоподобия положительного результата обладает большей вариабельностью: $6,1 \pm 2,2$ (приблизительно 50%), что подчеркивает различные возможности полученных правил. Поскольку, чем выше значение данного показателя тем больше вероятность получение результата у больных, а не здоровых людей. Этим, так же объясняется и высокое значение показателя (12,7) в случае прогнозирования возможности возникновения «ТЭЛА массивная». Шанс осуществить правильный прогноз в этом случае порядка 6:1 в среднем и 12:1 у «ТЭЛА массивная». Это не противоречит известным методам прогнозирования в данном случае, поскольку «ТЭЛА массивная» имеет явно выраженное, а не латентное протекание.

Заметим, что показатель LR^+ позволяет ранжировать функционирование системы прогнозирования для различных вариантов прогноза по результативности.

Общий вывод по полученным значениям показателей качества: предлагаемая система обладает большей результативностью при обследовании больных людей. Таким образом, риск несвоевременного прогнозирования тромболии при эндопротезировании крупных суставов с применением предлагаемой системы существенно снижается.

Выводы четвертой главы

1. Получено множество информативных признаков для классификации прогнозов пяти форм ТЭЛА, эмболического и неэмболического тромбоза и их исходов, позволяющее синтезировать адекватные решающие правила для базы знаний СППР ПТ.

2. Проведен частотный анализ встречаемости информативных признаков при различных прогностических ситуациях, позволяющий концентрировать внимание врача на определенный порядок обследования, оперативно принимая решение о необходимости определенной терапии или профилактики и применять обратные решающие правила для проверки гипотезы о возможности развития рассматриваемых форм тромбоэмболии.

3. На основе применения искусственных логических сетей и экспертного анализа синтезированы решающие правила, позволяющие адекватно прогнозировать возникновение рассматриваемых кластеров (форм тромбоэмболии и их исходов), отличающиеся учетом признаков, представленными логическими переменными, и результатами применения опросника, характеризующего состояние пациента, реализованными в бальной форме.

4. Осуществлена оценка результативности решающих правил СППР ПТ путем вычисления значений показателей диагностического качества и шансов классификации на репрезентативной выборке клинически подтвержденного материала. Показано, что полученные решающие правила наиболее результативны и чувствительны при применении к больным пациентам, позволяя улучшить качество прогнозирования на 12-14% , по сравнению с существующими аналогами (описаны в гл. 1).

Заключение

В результате выполнения диссертационного исследования получены следующие основные результаты.

1. Разработан метод формирования множества информативных признаков, представленных логическими значениями на основе применения различных методик оценки информативности признака, позволяющий получать искомое множество в условиях небольших объемов обучающей выборки.
2. Предложены структура и режим обучения искусственной логической нейронной сети на основе бинарных нейронов и МГУА подобной схеме, позволяющие синтезировать правила активации продукций для решающих правил на основе результатов регистрации признаков, характеризующих состояние пациентов, представленными логическими значениями их присутствия или отсутствия.
3. Разработан метод синтеза решающих правил продукционного типа, позволяющий проектировать базу знаний СППР ПТ для прогнозирования возникновения и развития различных форм тромбоза и их исходов, функционирующей на основе информативных признаков, характеризующих состояние пациента, полученных в процессе обследования его состояния и анализа анамнеза.
4. Предложена информационно-аналитическая модель СППР ПТ и схемы ее применения в клинических условиях и в образовательном процессе повышения квалификационного уровня медицинских работников (врачей-хирургов)
5. Проведены испытания полученных решающих правил на клинически подтвержденном материале, результаты которых подтвердили эффективность прогнозирования различных форм тромбоза и их исходов (диагностическая чувствительность составила в среднем – $0,86 \pm 0,03$; специфичность – $0,83 \pm 0,05$; эффективность – $0,84 \pm 0,04$).

Показано, что полученные решающие правила имеют лучшую результативность при обследовании больных людей.

Рекомендации. Результаты диссертационного исследования могут быть использованы при разработке автоматизированных интеллектуальных систем поддержки принятия решений для оперативного прогнозирования возможности возникновения и развития тромбоза при эндопротезировании крупных суставов и для организации процесса повышения квалификационного уровня медицинских работников.

Перспективы дальнейшей разработки темы.

Развитие математического и программного обеспечений: автоматизированного рабочего места врача – хирурга, имитационных диагностических модулей-тренажеров автоматизированных обучающих систем.

Список сокращений и условных обозначений

АОС - автоматизированные обучающие системы.

АЧТВ (АПТВ) - активированное частичное (парциальное) тромбопластиновое время.

АРМ - автоматизированные рабочие места.

БДП – база данных признаков.

БМП – база множества признаков.

ВПСЛ - вентиляционно-перфузное сканирование легких.

Вс - время свертывания крови.

ДНФ – дизъюнктивно-нормальная форма.

ДСМ –метод автоматического порождения гипотез, названный в честь Джон Стюарт Милль .

ИАТ - индекс активации тромбоцитов.

ИНС - искусственные нейронные сети.

ИПГ - импедансная плетизмография.

ИС - информационная система.

ИНС – искусственная нейронная сеть.

ИЛНС – искусственная логическая нейронная сеть.

ИИМС – искусственная иммунная сеть.

ИПВ - информационному показателю силы влияния.

Кл - клампинг-тест.

КТ - компьютерная томография.

ЛНС - логические нейронные сети.

ЛНС МГУА – логические нейронные сети на основе метода группового учёта аргументов.

ЛПР - лицо принимающее решение.

МГУА – метод группового учета аргументов.

МДП - метод дискриминантных предпочтений.

МКП - Метод корреляционных предпочтений.

МСНП – модуль сравнения наличия признаков.

МФР - Метод предпочтений по градиенту функциональных различий.

НС - нейронная сеть.

ПО – программное обеспечение.

ПТИ - протромбиновый индекс.

РП – решающие правила.

СППР ПТ – система поддержки принятия решений прогноза тромбоемболии.

ТГВ - тромбоз глубоких вен.

ТГВНК - тромбоз глубоких вен нижних конечностей.

ТРИЗ - теория решения изобретательских задач.

ТДГ - тромбодинамограмма.

Тромб - количество тромбоцитов.

ТЭД - таблица экспериментальных данных.

ТЭ - тромбоемболия.

ТЭЛА - тромбоемболия легочной артерии.

УЗИВ - ультразвуковое исследование вен.

Фг - фибриноген.

ЦЦС - цветное доплеровское сканирование.

ЭКС - электрокардиосигнал.

ЭС - экспертная система.

Эх - эхитоксовое время.

ЭхоКГ - эхокардиография.

PSOF – показатель системной организации функций.

URL - универсальный ресурсный индикатор.

Список использованных информативных источников

1. Агарков, Н.М. Скрининг-диагностика рака желудка на основе нечетких моделей структуры крови и анамнеза обследуемого [Текст]/ Н.М. Агарков, М.В. Артеменко, В.В. Дмитриева, А.С. Бабков, С.А. // Медицинская техника. - 2015.-№2. - С. 23-26.
2. Агеева, У.О. Биконическое интеллектуальное протезирование конечностей и логические нейронные сети [Текст]/ У.О. Агеева, В.Г. Агеева, А.Б. Барский // Информационные технологии. - 2016. -Т. 22.№5. - С. 379-386.
3. Алексахин, С.В. Прикладной статистический анализ данных. Теория. Компьютерная обработка. Области применения. Книга 1. [Текст] / С.В. Алексахин // В 2-х томах. – М.: ПРИОР, 2002. – 688 с.
4. Альтшуллер, Г.С. Найти идею: Введение в ТРИЗ - теорию решения изобретательских задач [Текст] / Г. С. Альтшуллер. - 2-е изд. - М. : Альпина Бизнес Букс, 2008. - 400 с.
5. Андерсон, Д. Дискретная математика и комбинаторика [Текст] / Д. Андерсон – М.: Мир, 2001. – 960с.
6. Артеменко, М.В. Классификация методов прогнозирования поведения систем [Текст] / М.В. Артеменко, А.С. Бабков// Современные проблемы науки и образования. – 2013. – № 6. – С. 87-90.
7. Артеменко, М.В., Количественная оценка различий соорганизации физиологических функций в диагностическом процессе [Текст] /М.В. Артеменко, Т.А. Дронова// Вестник новых медицинских технологий. - 2006. - Т. 13.№2. - С. 127-129.
8. Артеменко, М. В. Индикаторы дифференциальной диагностики в системах принятия классификационных решений с использованием метода анализа иерархий [Текст] /М.В. Артеменко, И.И. Добровольский, Н.М. Калугина, М.В. Писарев // Фундаментальные исследования. – 2016. – № 11-1. – С. 15-22.

9. Артеменко, М.В. Информационно-аналитическая поддержка автоматизированной классификации на основе прямых и обратных решающих правил на примере прогноза тромбоэмболии [Текст] /М.В. Артеменко, И.И. Добровольский, В.Н. Мишустин// Современные наукоемкие технологии. – 2015. – № 12-2. – С. 199-205.
10. Артемова, И.А. Клеточные биомаркеры повреждения эндотелия, ассоциированные с неблагоприятным прогнозом при острых коронарных событиях [Текст] /И.А. Артемова, С.Н. Козлова // Трансляционная медицина. - 2017. - Т. 4.№1. - С. 41-48.
11. Артеменко, М.В., Формирование множества информативных показателей на основании аппроксимирующего полинома Колмогорова–Габора и максимального градиента функциональных различий [Текст] /М.В. Артеменко, Н.М. Калугина, А.Н. Шуткин// Известия Юго-Западного государственного университета. Серия: Управление, вычислительная техника, информатика. Медицинское приборостроение. – 2016.- №1. - С. 116-223.
12. Артеменко, М.В. Формирование на основе анализа функциональных связей и структуры данных множества информативных признаков кортежа лингвистических переменных[Текст] /М.В. Артеменко, Н.М. Калугина, И.И. Добровольский // Содружество. - 2016. - № 1-2. - С. 21-26.
13. Артеменко, М.В. Синтез решающих правил автоматизированной классификации вариантов течения генитального герпеса на основе самоорганизационного моделирования [Текст] /М.В. Артеменко, Е.А. Бойцова, М.И. Лукашов, А.Г.Устинов//Известия Юго-Западного государственного университета. Серия: Управление, вычислительная техника, информатика. Медицинское приборостроение. - 2014. - №3. - С. 53-62.
14. Артеменко, М.В. Выделение информативных характеристик биологического объекта из регистрируемого сигнала [Текст] /М. В.

- Артеменко, А.Д. Сотникова // Научное обозрение. Биологические науки. - 2017. - №1. - С. 31-35.
15. Артёменко, М.В. Идентификация факторов воздействия на объект самоорганизационным анализом спектра характеризующего сигнала [Текст]// Информационно-измерительные и управляющие системы / М.В. Артёменко, М.В. Бородин, Н.М. Калугина, А.Г. Курочкин. - 2017. - Т. 15. - № 5. - С. 8-12.
16. Артеменко, М.В., Методы и средства моделирования влияния экологической напряженности региона на здоровье населения [Текст]: монография / М.В. Артеменко, В.В. Протасова. –КурскГТИ, 2009. – 225 с.
17. Багорова, И.В. Современные подходы к диагностике тромбоэмболии легочной артерии[Текст] / И. В. Багорова, Г.А. Кухарчик, В.И. Серебрякова [и др.], // Флебология. - 2012. - №4.- С.35-42.
18. Баешко, А.А. Ангиология и сосудистая хирургия: курс лекций.[Текст] / А.А. Баешко. – Минск: БГМУ, 2007. – 130 с.
19. Барский, А.Б. Логические нейронные сети: учеб. пособие. [Текст] / А.Б. Барский. –М.: Интернет-Университет Информационных Технологий; БИНОМ. Лаборатория знаний, 2007. -132 с.
20. Барский, А.Б. Медицинские информационно-справочные системы на логических нейронных сетях [Текст] / А.Б. Барский, А.А. Дмитриев, О.А. Барская// Информационные технологии. - 2010. - №1. - С. 1-32.
21. Бодрова, Т.А Введение в предиктивно-превентивную медицину: опыт прошлого и реалии дня завтрашнего [Текст] / Т.А. Бодрова, Д.С Костюшев, Е. Н. Антонова [и др.] // Вестник Российской академии медицинских наук. - 2013. - № 1. - С. 58-64.
22. Большая медицинская энциклопедия. Актуализированное и дополненное издание бестселлера [Текст] /под ред. Вяткина П.А. Изд-во:Эксмо, 2014 г., - 800 с.
23. Буховец, И.Л. Возможности эхокардиографии в дифференциальной диагностики немассивной [Текст] / И. Л. Буховец, О. Я. Васильцева, И. Н.

Ворожцова [и др.] // Журнал сердечная недостаточность. - 2016. - Т. 17. - № 4. - С. 266-272.

24. Винокурова, Л.В. Применение интеллектуальной системы типа ДСМ для анализа клинических данных[Текст] / Л. В. Винокурова, М. А. Агафонов, Г. Г. Варванина [и др.] //Российский биотерапевтический журнал. - 2014. - Т. 13. - №3. - С. 57-60.

25. Винокурова, Л.В. Применение интеллектуальной системы типа ДСМ для анализа клинических данных[Текст] / Л. В. Винокурова, М. А. Агафонов, Е. С. Панкратова, Д. А. Добрынин, Г. Г. Варванина, В. К. Финн // Вестник клуба панкреатологов. -2015.- № 1 (26). - С. 34-37.

26. Власова, И.В. Диагностика тромботических процессов в венах нижних конечностей в амбулаторной практике [Текст] /И. В. Власова, Н. В. Тлеубаева, С. В. Власов, И. В. Пронских.// Политравма, 2011.- № 3. - С. 65-69.

27. Воронцов, И.М. Здоровье. Опыт разработки и обоснование применения автоматизированных систем для мониторинга и скринирующей диагностики нарушений здоровья. [Текст] /И.М. Воронцов, В. В Шаповалов, Ю. М. Шерстюк.– СПб.: ООО «ИПК «Коста»Б, 2006. – 432с.

28. Гаврилова, Т.А. Базы знаний интеллектуальных систем. [Текст] /Т. А. Гаврилова, В.Ф. Хорошевский. - СПб: Питер, 2000. - 414 с.

29. Глухих, И. Н. Интеллектуальные информационные системы [Текст]: учебное пособие для вузов./ И.Н. Глухих. -М.: Академия, 2017. – 130 с.

30. Голева, О. П. Учебное пособие по медицинской статистики [Текст]:учебное пособие/ О. П. Голева, Г. В. Федорова, Д. В. Щербаков. - Омск, 2013. – 365 с.

31. Горбатов, В.А. Теория автоматов [Текст]: учебное пособие для студентов вузов. /В. А. Горбатов, А. В. Горбатов, М.В. Горбатова–М.: АСТ: Астрель, 2008. – 559 с.

32. Гриф, М.Г. Применение экспертных систем пульсовой диагностики [Текст] / М. Г. Гриф, Ю. Аюуш. //Сборник научных трудов Новосибирского государственного технического университета. 2015.№3(81). - С. 114-133.
33. Гриневич Т.Н. Ротационная тромбоэластометрия ROTEM как новый перспективный метод оценки системы гемостаза у пациентов травматологического профиля [Текст] / Т.Н. Гриневич //Новости хирургии. 2010. Т. 18.№2. - С. 115-122.
34. Григорян, Р.М. Дуплексное сканирование при исследовании больных с посттромботической болезнью нижних конечностей [Текст] /Р. М. Григорян, Н. И. Кокова, И. В. Шутихина [и др.]// Ангиология и сосудистая хирургия.- 1995.- №2.- С. 16-25.
35. Гридин, В.Н. Автоматизированный аппаратно-программный комплекс диагностики тромбоэмболических осложнений [Текст] /В. Н. Гридин, О. Б. Тарасова, В. Н. Мишустин [и др.] // Информационные технологии в проектировании и производстве. 2008. № 2. - С. 79-82.
36. Дасгупта, Д. Искусственные иммунные системы и их применение [Текст] / Д. Дасгупта. Пер. с англ. А.А.Романюха. - М.: Физматлит, 2006. -344 с.
37. Пат.2305487. Рос. Федерация МПК G06K9/40. Бинокулярное устройство для диагностики тромбоза глубоких вен голени / С. В. Дегтярев, С. Ю. Мирошниченко, В. Н. Мишустин, В. С. Титов. / заявитель Юго-Западный государственный университет; патентообладатель Юго-Западный государственный университет № RUS 2305487 заявл. 17.02.2006; опубл. 17.02.2006
38. Джарратано, Д. Экспертные системы: принципы разработки и программирование [Текст] / Д. Джарратано, Г. Райли. Пер. с англ. М. Издательский дом «Вильямс», 2006. - 1152 с.
39. Дунин, В.О. Разработка средств интеллектуального анализа и обработки медицинской информации [Текст] / В. О. Дунин, В.А Егоров.//Современные информационные технологии. 2013.№18. - С. 173-178.

40. Егоров, Н. В. Диагностические информационно-экспертные системы [Текст] / Н. В. Егоров, А.Г. Карпов. -М.: Вильямс, 2002. - 220 с.
41. Ерушова, Н. А. Методы и средства измерения и анализа информативных параметров тромбоземболии [Текст] / М.А. Сидорова, Н.А. Ерушова, С.А. Калмыкова // Радиоэлектроника, электротехника и энергетика: Сборник трудов тринадцатой Международной научно-технической конференции студентов и аспирантов: В 3-х т. - М.: Издательский дом МЭИ, 2007. - 1 т. - С. 299-300.
42. Завьялов, А. В. Соотношение функций организма: экспериментальный и клинико-физиологический аспекты [Текст] / А.В. Завьялов. -М.: Медицина, 1990. -160 с.
43. Загоруйко, Н.Г. Алгоритм GRAD для выбора информативного подпространства признаков Институт Математики СО РАН [Электронный ресурс] / Н.Г. Загоруйко, О.А. Кутненко – Режим доступа:<http://pandia.ru/text/78/248/79351.php>. (дата обращения 15.09.2017)
44. Зарипова, Г.Р. Современные модели систем поддержки принятия врачебных решений в хирургической практике. Состояние проблемы [Текст] / Г.Р. Зарипова, Ю.А. Богданова, О.В. Галимов, [и др.] //Медицинский вестник Башкортостана. - 2016. - Т. 11. - № 6 (66).- С. 96-101.
45. Иванов, А.И. Искусственные нейронные сети в биометрии, медицине и здравоохранении монография [Текст] / А.И. Иванов, С.Е. Киселев, П.А. Гелашвили ; Акад. наук Рос. Федерации, Ин-т систем обработки исслед.. Самара, 2004. – 235 с.
46. Ивахненко, А.Г. Долгосрочное прогнозирование и управление сложными системами [Текст] / А.Г. Ивахненко. – М.: Техника, 1975. – 313 с.
47. Интеллектуальные и информационные системы в медицине: мониторинг и поддержка принятия решений: сборник статей [Текст] / Б.А. Кобринский [и др.]- М.-Берлин: Директор-медиа, 2016. - 529 с.

48. Искусственный интеллект: междисциплинарный подход [Текст] /Д.И. Дубровский, В.А. Лекторский. – М.: ИИнтелЛЛ, 2006. – 448 с.
49. Калугина, Н.М. Методологические основы составления и применения опросников-анкет в дифференциальной диагностике [Текст] /Н.М. Калугина, И.И. Добровольский, Д.А. Новиков// Медико-экологические информационные технологии-2016: сборник научных статей по материалам XIX Международной научно-технической конференции, отв. ред. Н.А. Корневский.- 2016. - С. 68-77.
50. Капустинская, В.И. Информатика и основы компьютерных знаний: учебное пособие для студентов высших учебных заведений по направлениям "Конструкторско-технологическое обеспечение машиностроительных производств", "Автоматизация технологических процессов и производств" [Текст] / В. И. Капустинская, Л. В. Стародубцева, А. Г. Устинов. - Старый Оскол : ТНТ, 2016. - 247 с.
51. Касьянов, В.О. Субъективный анализ [Текст]: монография / В.О. Касьянов –Киев.: НАУ, 2007. – 512 с.
52. Киреев, С.И. Комплексная профилактика венозного тромбоза у травматологических больных [Текст] / С.И. Киреев, В.Ф. Киричук, Н.В. Богомолова [и др.] //Вестник Тамбовского университета. Серия: Естественные и технические науки. - 2010. - Т. 15.- №5. - С. 1515-1518.
53. Классификация факторов риска тромбоза [Электронный ресурс] :- Режим доступа: <http://www.tiensmed.ru/news/tromboembolia-q7n.html> (дата обращения 18.09.2017).
54. Климов, В. И. Острый подвздошно-бедренный венозный тромбоз [Текст] / В.И. Климов, С.Г. Конюхов.- Свердловск, 2009.- 208 с.
55. Ключин, Д. Доказательная медицина. Применение статистических методов [Текст] / Ключин Д., Петунин Ю. – М.: Вильянс: Диалектика, 2008.- 320 с.

56. Кобринский, Б.А. Ретроспективный анализ медицинских экспертных систем [Текст] / Б.А. Кобринский //Новости искусственного интеллекта. – №2. – 2005. – С.6-17.
57. Козинец, Г.И. Кровь: индикатор состояния организма [Текст] / Козинец Г.И., Высоцкий В.В. - Изд-во: Особая книга, 2014. -20с.
58. Колоскова, Г.П. Представление знаний для биомедицинских интеллектуальных систем [Текст] : монография / Г. П. Колоскова, Н. А. Кореневский, М. В. Медведева ; Курский государственный технический университет. - Курск : КурскГТУ, 2000. - 166 с.
59. Колесникова, С.Н. Методы анализа информативности разнотипных признаков [Текст] / С.Н. Колесникова // Вестник Томского государственного университета. Управление, вычислительная техника и информатика, 2009. – № 1 (6). – С. 48-54.
60. Копенкин, С.С Проблемы профилактики венозных тромбоэмболических осложнений при эндопротезировании крупных суставов [Текст] / С.С. Копенкин С.С, А.В. Скороглядов// Вестник травматологии и ортопедии им. Н.Н. Приорова. - 2009. - № 3. - С. 69-73.
61. Кореневский, Н.А. Интеллектуальные системы поддержки принятия решений для врачей рефлексотерапевтов [Текст]: монография / Н. А. Кореневский, Р. А. Крупчатников. - Старый Оскол : ТНТ, 2014. - 424 с.
62. Кореневский, Н.А. Метод прогнозирования и диагностики состояния здоровья на основе коллективов нечетких решающих правил [Текст] / Н.А. Кореневский, Р.В. Руцкой, С.Д. Долженков // Системный анализ и управление в биомедицинских системах. - 2013. - Т. 12.- №4. - С. 905-909.
63. Кореневский, Н.А. Синтез коллективов гибридных нечетких решающих правил для прогнозирования и диагностики профессиональных заболеваний работников агропромышленного комплекса [Текст] / Н.А. Кореневский, А.О. Позин, Р.А. Крупчатников// Биомедицинская радиоэлектроника. - 2016. - №9. - С. 52-56.

64. Корневский, Н.А. Оценка уровня информативности для плохо формализуемых данных в медицине, психологии и экологии [Текст] / Н.А. Корневский, А.Н. Шуткин, В.Н. Николаев, В.В. Серебровский // Известия Юго-Западного государственного университета. Серия: управление, вычислительная техника, информатика, медицинское приборостроение. – 2016. - №2(19). – С.136-142.
65. Коржук, Н.Л. Применение периодометрического метода в анализе электроэнцефалограмм [Текст] /Н.Л. Коржук, А.Ф. Индюхин, А.А. Индюхин, И.С. Епонешников // Медицинские приборы и технологии: международный сборник научных статей. - Тула, 2017. - С. 126-129.
66. Корневский, Н.А., Проектирование биотехнических систем медицинского назначения средствами оценки состояния биообъектов [Текст] /Н.А. Корневский Н.А., З.М. Юлдашев.- Старый Оскол, 2017. -456 с.
67. Корневский, Н.А. Метод синтеза нечетких решающих правил на основе моделей системных взаимосвязей для решения задач прогнозирования и диагностики заболеваний [Текст] /Н.А.Корневский, М.В. Артеменко, В.Я. Провоторов, Л.А. Новикова //Системный анализ и управление в биомедицинских системах.- 2014. - Т. 13. - №4. - С. 881-886.
68. Кохонен, Т. Самоорганизующие карты [Текст] / Т. Кохонен.-М.: БИНОМ. Лаборатория знаний, 2016. – 655 с.
69. Крупчатников, Р.А. Методология построения систем для интеллектуальной поддержки принятия решений врача-рефлексотерапевта на основе многоконтурных моделей с гибридной базой знаний: дис. ... д-ра техн. наук : 05.11.17 / Роман АнатольевичКрупчатников. - Курск, 2013. - 455 с.
70. Лазаренко, В.А. Анализ факторов риска венозных тромбозных осложнений у больных с травмой [Текст] / В.А. Лазаренко, В.Н. Мишустин, Н.Н. Мишустина, С.А. Федосов // Курский научно-практический вестник "Человек и его здоровье".- 2007. - № 1. - С. 19-27.

71. Лбов, Г.С. Методы обработки разнотипных экспериментальных данных [Текст] / Г.С. Лбов. - Новосибирск: Наука, 1981. – 287 с.
72. Лоскутов, А.Е. Ретроспективное мониторирование тромбозов вен нижних конечностей у больных с медиальными переломами шейки бедра в предоперационный период [Текст] /А. Е. Лоскутов, А. Е. Олейник, Д. А. Синегубов, А. А. Гриценко //Хирургия Украины. - 2009. - №2(30). - С. 24-27.
73. Лукашов, М.И. Исследование количественных показателей физиологического состояния у больных генитальным герпесом [Текст] /М.И. Лукашов, Т.В. Бабичева, М.В. Артеменко, В.Н. Снопков//Системный анализ и управление в биомедицинских системах. - 2010. - Т. 9. - №1. - С. 214-218.
74. Марущак, Е.А. Ультразвуковая диагностика атипичных венозных тромбозов в системе нижней полой вены как один из методов дифференциальной диагностики тромбоэмболии легочной артерии из неясного источника [Текст] /Е.А. Марущак, А.Р. Зубарев// Российский медицинский журнал. - 2013. - № 3. - С. 33-36.
75. Маслак, А. Теория и практика измерений латентных переменных[Текст] /А. Маслак. - Изд-тво: LAP LambertAcademic Publishing, 2011. – 548 с.
76. Медицинские информационные базы данных [Электронный ресурс]: - Режим доступа: <http://www.ctsguides.com>; <http://www.klasresearch.com>; <http://www.softwareadvice.com/medical> (дата обращения 05.04.2016).
77. Медицинская информатика: учебное пособие для студентов высш. учебн. заведен.[Текст] /Б.А. Кобринский, Т.В. Зарубина.- М.: Издательский центр «Академия», 2009.- 192с.
78. Мишустин, В.Н. Аппаратно-программный комплекс диагностики венозных тромбоэмболических осложнений [Текст] / В.Н.Мишустин, В.С. Титов, М.И. Труфанов // Медицинская техника. - 2008. -№6. - С. 40-42.
79. Мишустин, В.Н. Глубокие венозные тромбозы и тромбоэмболия легочной артерии: диагностика, прогнозирование рисков, лечение в раннем

периоде травматической болезни: дис. ... д-ра мед. наук : 14.00.27 / Мишустин Владимир Николаевич - Курск, 2006. - 302 с.

80. Минина, Е.Н. Предпосылки и актуальные вопросы когнитивного подхода при анализе функциональных систем в медико-биологических исследованиях (обзор литературы) [Текст] / Е.Н. Минина // Вестник новых медицинских технологий. Электронное издание. - 2017. - Т. 11.- №2. - С. 332-348.

81. Мирошниченко, С.Ю. Распознающий аппаратно-программный диагностирующий комплекс [Текст] / С.Ю. Мирошниченко, В.Н. Мишустин, С.В. Дегтярев // Известия высших учебных заведений. Приборостроение. - 2005. - Т. 48. - № 2. - С. 22-27.

82. Пат.2314026. Рос. Федерация МПК G06K9/40. Способ оптико-электронной диагностики тромбоза глубоких вен голени. / В.Н. Мишустин, Н.Н. Мишустина, С.Ю. Мирошниченко, Д.В. Титов, М.И. Труфанов / заявитель Юго-Западный государственный университет; патентообладатель Юго-Западный государственный университет № RUS 2314026 заявл. 10.01.2006; опубл. 10.01.2006

83. Мохаммед, Ава Али Абдо Мобильная многоагентная система анализа вольтамперных характеристик биоактивных точек для диагностики пиелонефрита у беременных женщин: дис. ... канд. техн. наук : 05.11.17 / Авад Али Абдо Мохаммед - Курск, 2014. - 126 с.

84. Назаренко, Г.И.. Основы теории медицинских технологических процессов. Ч.2. исследование медицинских технологических процессов на основе интеллектуального анализа данных [Текст] / Г.И. Назаренко, Г.С. Осипов. - М.: Наука, Физматлит, 2006. - 315 с.

85. Новосельцев, В.Н. Гомеостаз и здоровье: анализ с позиций теории управления [Текст] / В.Н. Новосельцев // Автоматика и Телемеханика, 2012.- № 5. - С. 97-110.

86. Нодельсон, С.Е., Профилактика послеоперационных венозных тромбоэмболических осложнений у онкологических больных: автореф. дис. ... д-ра мед.наук. / Нодельсон Семен Ефимович - Минск,1985. - 40 с.
87. Ноздрачев, Ю.И. Диагностика, прогнозирование и профилактика послеоперационных венозных тромбозов:дис. ... д-ра мед.наук / Ю.И. Ноздрачев - М., 1991. - 356 с.
88. Оболенский, А.Н. Интегральное применение искусственных иммунных сетей и корреляционного анализа для выявления патологий в электрокардиосигнале [Текст] / А.Н. Оболенский, М.В. Артеменко, Н.А. Корневский//Известия Юго-Западного государственного университета. Серия: Управление, вычислительная техника, информатика. Медицинское приборостроение. - 2012.- №2-3. - С. 356-361.
89. Обельчак, И.С. Спиральная компьютерная флебография в диагностике патологии венозного русла нижних конечностей [Текст] / И.С. Обельчак, Е.А. Кукушкина, А.В. Акимов, И.В. Шабунин// Медицинский вестник МВД. - 2008. - № 3 (34). - С. 39-42.
90. Олейников, Д.П. Методология системного синтеза методов принятия решений. Целепологание [Текст] / Д.П. Олейников, Л.Н. Бутенко //Актуальные вопросы технических наук: материалы III Междунар. Научн. Конф. Г. Пермь, апрель 2015. –Пермь:Зебра, 2015. - С. 29-33.
91. Оптимизация прикладных задач. Вводный курс [Текст] : учебник / П. Н. Учаев [[и др.]] ; ред. П. Н. Учаев. - Старый Оскол : ТНТ, 2016. - 288 с.
92. Орлов, А.А. Принципы построения архитектуры программной платформы для реализации алгоритмов метода группового учета аргументов [Текст] / А.А. Орлов // Управляющие системы и машины. - 2013. - №2. – С.65-71.
93. Осипов, Г.С. Лекции по искусственному интеллекту [Текст] / Г.С. Осипов.- М.: Книжный дом «ЛИБЕРКОМ», 2014. – 272 с.
94. ПакетRUMM2020[Электронный ресурс]: - Режим доступа: <http://rumm2020.software.informer.com/> (дата обращения 06.03.2016).

95. Персональная телемедицина. Телемедицинские и информационные технологии реабилитации и управления здоровьем.[Текст]: монография / О. Ю. Атьков, Ю. Ю. Кудряшов. – М.: Практика, 2015. -248 с.
96. Петров, В.Г. Системы интеллектуальной поддержки принятия решений в медицине [Текст] /В.Г. Петров, В.И. Колесов, С.И. Квашнина. //Вестник кибернетики, 2010.-№9. -С. 62-73.
97. Плюснина, Т.Ю. Математические модели в биологии: учебное пособие. Изд. 2-е, доп.[Текст] / Т. Ю. Плюснина, П. В. Фурсова, Л. Д. Тёрлова, Г. Ю. Ризниченко. – М.-Ижевск: НИЦ «Регулярная и хаотическая динамика», Институт компьютерных исследований, 2014. – 136 с.
98. Подольский, В.Е. Методы искусственного интеллекта для синтеза проектных решений: учебное пособие / В.Е. Подольский, И.Л. Коробова, И.В. Милованов [и др.]– Тамбов : Изд-во ГОУ ВПО ТГТУ, 2010. – 80 с.
99. Пospelов, Г.С. Искусственный интеллект - основа новой информационной технологии [Текст]/ Г.С. Пospelов. - М.: Наука, 1998- 348с.
100. Превентивная медицина. Опыт работы информационного полипараметрического комплекса [Текст]: монография / Н. В. Дмитриева [и др.] ; под ред. Н. В. Дмитриевой. – М. : URSS : ЛИБРОКОМ, 2010. - 248 с.
101. Продеус, А. Н. Экспертные системы в медицине.[Текст] / А.Н. Продеус, Е. Н. Захрабова- М.: Век +, 1998 - 361 с.
102. Путилова, Н.В. Новые подходы к прогнозированию и профилактике осложнений гестации у пациенток с тромбофилией [Текст] / Н.В. Путилова // Вестник Российского университета дружбы народов. Серия: Медицина, 2011.-№5.- С. 193-200.
103. Пятакович, Ф.А. Разработка структуры биотехнической системы для анализа variability ритма сердца [Текст] / Ф. А. Пятакович, Т. И. Якунченко, К. Ф. Макконен. //Системный анализ и управление в биомедицинских системах, 2012. -Т. 11. - №4. - С. 1142-1145.

104. Рассел, С. Искусственный интеллект: современный подход [Текст] / С. Рассел, П. Норвиг.– М.: Издательский дом «Вильянс», 2006.-1408 с.
105. Родюкова, И.С. «Молчащая эпидемия» - тромбоэмболия легочной артерии в практике клинициста [Текст] / И.С. Родюкова, Е.А. Прохорович, А.В. Носова //Врач скорой помощи. - 2011. - №6. - С. 4-11.
106. Рубашкин, В.Ш. Онтологическая семантика. Знания. Онтологии. Онтологически ориентированные методы информационного анализа текстов [Текст] / В. Ш. Рубашкин. – М. : ФИЗМАТЛИТ, 2012. - 348 с.
108. Рыбин, В.В. Основы теории нечетких множеств и нечеткой логики [Текст]: учебное пособие / В.В. Рыбин. — М.: МАИ, 2007. — 96 с.
107. Рыбакова, М.К. Эхокардиография от М.К.Рыбаковой [Текст] / М.К. Рыбакова, В.В. Митьков, Д.Г. Балдин //ВИДАР, 2016. -600 с.
109. Рыков, А.С. Системный анализ: модели и методы принятия решений и поисковой оптимизации [Текст]: монография / А. С. Рыков - М. : Изд. Дом МИСиС, 2009. - 608 с.
110. Саати, Т.Л. Принятие решений при зависимостях и обратных связях: аналитические сети. [Текст] / Т.Л. Саати; Пер. с англ.; Науч. ред. А.В. Андрейчков, О.Н. Андрейчикова. Изд. 4-е. – М.: ЛЕНАНД, 2015. – 360 с.
111. Самигулина, Г.А. Обработка данных искусственными иммунными сетями в системах поддержки принятия решения [Текст] / Самигулина Г.А.// Новости науки Казахстана. - 2008. - № 4. - С. 94-97.
112. Самигулина, Г.А. Разработка интеллектуальных экспертных систем прогнозирования и управления на основе искусственных иммунных систем[Текст] / Г.А. Самигулина // Теоретическая информатика. 2009. Вып. 4. С. 15–22.
113. Семенов, С.Е. Инструментальная диагностика нарушений церебрального венозного кровообращения (обзор литературы) Эхография [Текст] / С.Е. Семенов. - 2001. - Т. 2. - № 3. - С. 257-265.

114. Сержантова, Н. А. Система экспресс диагностики тромбозов и эмболий: дис. ...к-та техн. наук: 05.11.17/ Сержантова Наталья Александровна. - Пенза, 2011 – 195 с.
115. Сержантова, Н. А. Особенности применения средств автоматической диагностики для выявления «острых» состояний пациентов [Текст] / Н. А. Сержантова, П. К. Строков // Известия ЮФУ. Технические науки, 2012. - №9(134). - С. 134-139.
116. Скороглядов, А.В. Предупреждение венозных тромбоэмболических осложнений у больных с повреждениями костей и суставов в остром периоде [Текст] / А.В. Скороглядов, С.С. Копенкин // Здравоохранение и мед.техника. – 2005 – №8. – С. 25
117. Советов, Б.Я. Представление знаний в информационных системах [Текст] : учебник / Б. Я. Советов, В. В. Цехановский, В. Д. Чертовской. - 2-е изд., стер. - Москва : Академия, 2012. - 144 с.
118. Структурная организация знаний при создании обучающих и экспертных систем в медицине. [Электронный ресурс] Режим доступа: <http://iitp.ru/ru/science/works/486.htm> (дата обращения: 5.10.17).
119. Талев, Н.Н. Черный лебедь. Под знаком непредсказуемости [Текст] / Н.Н. Талев. –М.: КоЛибри, Азбука-Аттикус, 2017. – 736 с.
120. Талев, Н.Н. Антихрупкость. Как извлечь выгоду из хаоса. [Текст] / Н.Н. Талев. –М.: КоЛибри, Азбука-Аттикус, 2017. – 768 с.
121. Тараник, М.А. Анализ задач и методов построения интеллектуальных медицинских систем [Текст] /М.А. Тараник, Г.Д. Копаница //Врач и информационные технологии. - 2014. - №3. - С. 6-12.
122. Терелянский П. В. Системы поддержки принятия решений. Опыт проектирования [Текст]: монография / П.В. Терелянский. //ВолгГТУ. — Волгоград, 2009. — 127 с.

123. Тимофеев, А.В. Адаптивное управление и интеллектуальный анализ информационных потоков в компьютерных сетях [Текст] : монография / А. В. Тимофеев ; - СПб: Анатолия, 2012. – 278 с.
124. Токарев, А.Р. Возможности современных отечественных интерактивных аппаратно-программных медицинских комплексов (обзор литературы)[Текст] / А. Р. Токарев, С. С. Федоров, С. В. Токарева, А. В. Наумов, Д. В. Харитонов //Вестник новых медицинских технологий. - 2016. - Т. 23. - №4. -С. 316-327.
125. Тромбоэмболическая болезнь [Электронный ресурс]:- Режим доступа: <http://www.medical-enc.ru/18/thromboembolic-disease.shtml> (дата обращения: 5.10.17).
126. Факторы риска тромбозов [Электронный ресурс]:- Режим доступа: / Режим доступа:http://medicalplanet.su/cardiology/faktori_riska_tela.html (дата обращения: 7.10.17).
127. Физиология. Основы и функциональные системы: [Текст]: Курс лекций/ Под. Ред. К.В. Судакова. -М.: ГЭОТАР-Медиа, 2012. -880 с.
128. Финн, В.К. О представлении необходимых условий выполнимости посылок правил ДСМ-индукции для анализа медицинских данных. [Текст] / В.К. Финн //Научно-техническая информация. Серия 2: Информационные процессы и системы. - 2011. - № 5. - С. 1-5.
129. Фокин, В.П. Сравнительный анализ архитектур логических нейронных сетей для классификации бинарных векторов. [Текст] / В. П. Фокин, С. П. Дударев // Успехи в химии и химической технологии. -2016. Т. XXX, № 4 (173) т.30 - С. 115-122.
130. Цвибель, В. Ультразвуковое исследование сосудов [Электронный ресурс] / В. Цвибель, Д. Пеллерито. // Пер.с англ. под ред. В.В. Митькова, Ю.М. Никитина, Л.В. Осипова, 5-е. изд. - М.: Видар, 2008. Режим доступа: <http://bmedicine.ru/ultrazvukovoe-issledovanie-sosudov> (дата обращения: 5.08.17).

131. Чернышев, Ю.О. Искусственные иммунные системы: обзор и современное состояние[Текст] / Ю. О. Чернышев, Г. В. Григорьев, Н. Н. Венцов //Программные продукты и системы, - 2014. - № 14, - С. 136-142.
132. Чубуков, Ж. А. Непараметрические методы и критерии медико-биологической статистики пособие для студентов 3 курса всех факультетов мед. Вузов [Текст] / Ж. А. Чубуков, Т. С. Угольник -Беларусь, Гомельский государственный медицинский университет. Гомель,2012. – 160 с.
133. Шимановский, Н.Л. Контрастные средства[Текст]: учебное пособие /Шимановский Н.Л. – М.: ГЭОТАР-Медиа, 2009. - 464 с.
134. Эффрон, Б. Нетрадиционные методы многомерного статистического анализа[Текст] / Б. Эффрон - М.:Финансы и статистика , 2008. -268 с.
135. Ярушкина, Н. Г. Основы теории нечетких и гибридных систем [Текст] : учебное пособие / Н. Г. Ярушкина. - М. : Финансы и статистика, 2004. - 320 с.
136. AgenoW., BoschJ.,EikelboomJ.W., CucheratM. Nadroparin for tyeprevention of venous tromboembolism in nonsurgical hatiens a systematic// Journal of Thrombosis and Thrombolysis. - 2016. -V. 42.- №1. - P. 90-98.
137. Agnelli, G. Prevention of venous thromboembolism in high risk patients / G. Agnelli, F. Sonaglia // Haematologica. – 1997. – Vol.82. - N4. – P. 496-502
138. Agnelli G, Gallus A, Kuznetsova P, for the GLORY Investigators. Screening for asymptomatic deep vein thrombosis after major orthopaedic surgery: findings of the Global Orthopaedic Registry (GLORY). ISTH Congress; J ThrombHaemostasis 2003; 1(Suppl 1): P1431 (poster), July 12-18, 2003, Birmingham, UK.
139. Akula, V.S.G. Rule-based systems for medical diagnosis / V.S.G. Akula // Fuzzy Expert Systems for Disease Diagnosis - 2014. - P. 21-44.
140. Artemenko, M.V. The formation of a set of informative features based on the functional relationships between the data structure field observations / M.V. Artemenko, N.M. Kalugina, I.I. Dobrovolsky //European Journal of Natural History. - 2016.-№6. - P. 43-48.

141. Berkhin, P. Survey of Clustering Data Mining Techniques / P. Berkhin // Accrue Software. - 2002. -240 p.
142. Blom, J. Venous thrombosis risk factors, diagnosis and treatment /J.Blom, A. Van HylckamaVlieg, C. Vossen, F. Van der Meer, F. Rosendaal //Hart Bulletin. - 2002. -V. 33.- №4. - P. 88-91.
143. Boey, J.P. treatment of venous thromboembolism in the elderly / J.P. Boey, A. Gallus // Drugs and Aging. 2016. - V. 33.-№7. - P. 475-490.
144. Brandjes, D.P. Pre-surgical identification of the patient at risk for developing venous thromboembolism post-operatively / D.P. Brandjes, ten J.W. Cate, H.R. Buller // Act.Chi.r Scand. – 1990. – Vol.556. – P. 18-21
145. Chapman, L. The effectiveness of Art Therapy Interventions in reducing Post Traumatic Stress Disorder (PTSD) symptoms in pediatric trauma patients/ L. Chapman, D. Morabito, C. Ladakakos, H. Schreirer, M.M. Knudson // Art Therapy: Journal of the American Art Therapy Association, -2001. - P.100-104.
146. Clayton, U.K. Preoperative prediction of postoperative deep vein thrombosis / U.K. Clayton, J.A. Anderson, G.P. McNicol // B.r Med. J. - 1976. - Vol.2. - P. 910— 912
147. Contains several articles devoted to data mining tasks solution in different fields. Chapman&Hall/CRC, 2004 — 595p.
148. David Jean Biau, Sandrine Katsahian, J. Kartus, ArsiHarilainen, Julian A. Feller, MatjazSajovic, Lars Ejerhed, Stefano Zaffagnini, Martin R, R.Nizard Patellar tendon versus hamstring tendon autografts for reconstructing the anterior cruciate ligament //American Journal of Sports Medicine. - 2009. - V. 37. -№ 12. - P. 2470-2478.
149. Domanig, E.A revaluation of the risk for venous thromboembolism with the use of oral contraceptives and hormone replacement therapy /E. Domanig, J.D. Douketis, U.S. Ginsberg // Arch Intern. Med. - 1997. - Vol. 157. - P. 1522—1530.
150. Fisher, C.G. Effectiveness of pneumatic leg compression devices for the prevention of thromboembolic disease in orthopedic trauma patients: a prospective,

- randomized study of compression alone versus no prophylaxis / C.G. Fisher, P.A. Blachut, A.J. Salvian // J Orthop. Trauma. – 1995. – Vol.9, № 1. – P. 11-14.
151. Fornari, F. Sign and Volatility-Switching and ARCH Models: Theory and Applications to International Stock Markets / F. Fornari, A. Mele //Journal of Applied Econometrics. –1997. -Vol. 12. –p. 49-65.
152. Garrent, S.M. How do we evaluate artificial immune systems? / S.M. Garrent// How do we evaluate artificial immune systems? - 2005. - Vol.13. - P.145-178.
153. Garg, V. Inductive group method of data handling neural network approach to model basing sediment yield / V. Garg //Journal of Hydrologic Engineering - ASCE. - 2015. - T. 20. - № 6. - P. 122-126.
154. GMDH [Electronic resource]. - Model of access: <http://gmdh.net/> (access date: 10.08.2017).
155. Gordon, W.J. Synectics the development of creative capacity / W.J. Gordon // Synectics world,2015. –p.180.
156. Gordon,A.D. Classification: Monographs on statistics and applied probability[Text] // A.D.Gordon. –Boca Raton: CRC Press LLC, 1999. – p. 248.
157. Hamilton, J.D. Time Series Analysis / J.D. Hamilton // Princeton University Press, Princeton, New Jersey, 1994.
158. Hoffman, R.R. Accelerated expertise training for high proficiency in a complex world / R.R. Hoffman, P.J. Feltovich, P. Ward, L. Dibello, S.M. Fiore, D.H. Andrews // Accelerated Expertise: Training for High Proficiency in a Complex World. - 2013. -P. 1-256.
159. Borawski, J. Intravenous and oral sulodexide versus cjaqualatin activation marcens in yumans/ J. Borawski, M. Dubowski, A. Rydzewska-Rosolowska, //Clinical and Applied Thrombosis. Hemostasis.- 2009. - V. 15.-№5. -P. 596-598.
160. Kiseleva, T.V. Expert systems in medical diagnostics analysis of functioning / T.V. Kiseleva, E.V.Toropchina //Automation and Remote Control. - 2014. - V. 75. -№ 7.- P. 1316-1322.

161. Lauto, G. The knowledge production model of the new sciences the case of translational medicine / G. Lauto, F. Valentin. // *Technological Forecasting and Social Change*. - 2016. - V. 111. - P. 12-21.
162. Levin, M. *Modular system design and evaluation* / M. Levin, 2015-473 p.
163. Marshall, A.L. Decision making in venous thromboembolism / A.L. Marshall, E.M. Battinelli, J.M. Connors // *Journal of Clinical Outcomes Management*. - 2015. - V. 22. - №5. - P. 222-240.
164. Mishustin, V.N. Hardware-software system for diagnosis of venous thromboembolic complications / V.N. Mishustin, V.S. Titov, M.I. Trufanov // *Biomedical Engineering*. - 2008. - V. 42. - №6. - P. 317-319.
165. Miroshnichenko, S.Y. Binocular optical electronic complex for venous diagnostics / S.Y. Miroshnichenko, T.A. Shirabakina, V.N. Mishustin. // *Pattern Recognition and Image Analysis (Advances in Mathematical Theory and Applications)*. - 2007. - V. 17. - №2. - P. 306-312.
166. Monreal, M. Screening for occult cancer in patient with acute deep vein thrombosis or pulmonary embolism / M. Monreal, A.W.A. Lensing, M.H. Prins, M. Bonet etc. // *Journal of Thrombosis and Haemostasis*. - 2004. - V. 2. - №6. - P. 876-881.
167. Paiement, G.D. The risk of venous thromboembolism in the orthopedic patients: epidemiological and physiological data / G.D. Paiement, C. Mendelsohn // *Orthopedics*. - 2007. - Vol. 20. - P. 7-9.
168. Pandey, B. Knowledge and intelligent computing system in medicine / B. Pandey, R.B. Mishra // *Computers in Biology and Medicine*. - 2009. - V. 39. - №3. - P. 215-230.
170. Pelleg, D. X-means: Extending X-means with Efficient Estimation of the Number of Clusters / D. Pelleg, A. W. Moore // *ICML*. - 2000. - P. 727-734.
171. Prevention of venous thromboembolism in trauma patients / M.M. Knudson, F.R. Lewis, A. Clinton et al. // *J Trauma*. - 1994. - Vol. 37, №3. - P. 480-487.

172. Pyatakovich, F.A. Biotechnical system of automatic classification scattergrams and evaluation of atrial fibrillation outcomes / F.A.Pyatakovich, O.V.Mevsha, T.I.Yakunchenko, K.F. Makkonen//International Journal of Pharmacy and Technology. - 2016. - V. 8.-№2. - P. 14129-14136.
173. Rasch G. Probabilistic models for some intelligence anent tests (Expanded edition, with foreword and afterword bu Benjamin D. Wright). / G. Rasch. – Chicago: niversity of Chicago Press, 1980.-199p.
174. Sahin, S. Hybrid expert systems a survey of current approaches and applications / S.Sahin, M.R.Tolun, R. Hassanpour.//Expert Systems with Applications.- 2012. - V. 39.-№4. - P. 4609-4617.
175. Sarychev, A.P Modeling in the class of systems of regression equations by the group method of data handling / A.P. Sarychev // Journal of Automation and Information Sciences. - 2013. - V. 45.-№3. - P. 4-22.
176. Sidorova, M.A. Study of specificity of application of instrumental methods to tromboembolism diagnosis / M.A.Sidorova, N.A.Erushova // Biomedical Engineering. - 2009. - V. 43. - №1. - P. 6-9.
177. Simon, P. Benef it sand risks of connected objects for telemedicine and mobile health /P. Simon // European research in telemedicine. - 2017. - Vol 6 - № 2.- P. 47-101.
178. Stibor, T.On the use of hypersphers in artificial immune systems as antibody recognition regions./ T.Stibor, J.Timmus, C. Eckert Proc. 5th Intern.Conf.ICARIS-2006.Springer, Berlin, Heidelberg, 2006.- p. 460.
179. Tibshirani, R. Cluster validation by prediction strength / R. Tibshirani, G. Walther // Journal of Computational and Graphical Statistics. - 2005. - Vol. 14. -N 3. - P. 511-528.
180. Volkovich, Z. The Hotelling's metric as a cluster stability measure / Z. Volkovich, Z. Brazly, D. Toledano-Kitai, R. Avros // Computer modelling and new technologies. - 2010. - Vol. 14. - P. 65-72.