

*На правах рукописи*



Добровольский Илья Игоревич

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

05.11.17–Приборы, системы и изделия медицинского назначения

**АВТОРЕФЕРАТ**

диссертации на соискание ученой степени

кандидата технических наук

Курск - 2018

Работа выполнена в федеральном государственном бюджетном образовательном учреждении высшего образования «Юго-Западный государственный университет»

Научный руководитель: доктор технических наук, доцент  
**Крупчатников Роман Анатольевич**

Официальные оппоненты: **Дмитриев Геннадий Андреевич**  
доктор технических наук, профессор  
Федеральное государственное бюджетное образовательное учреждение высшего образования «Тверской государственный технический университет», кафедра автоматизации технологических процессов, профессор кафедры

**Коржук Николай Львович**  
кандидат технических наук, доцент  
Федеральное государственное бюджетное образовательное учреждение высшего образования «Тульский государственный университет», кафедра приборов и биотехнических систем, профессор кафедры

Ведущая организация: Федеральное государственное бюджетное образовательное учреждение высшего образования "Воронежский государственный технический университет"

Защита диссертации состоится 25 мая 2018 года в 16-00 часов на заседании объединенного диссертационного совета Д 999.099.03, созданного на базе Юго-Западного государственного университета, Орловского государственного университета имени И.С. Тургенева, Белгородского государственного национального исследовательского университета, по адресу: 302020, г. Орёл, Наугорское ш., 29, каб.212.

С диссертацией можно ознакомиться в библиотеке Орловского государственного университета имени И.С. Тургенева и на сайте Юго-Западного государственного университета <https://www.swsu.ru/ds/d999.099.03/DisserDobrovolskiyI.I.pdf>

Автореферат разослан « \_\_\_\_ » \_\_\_\_\_ 2018 г.

Ученый секретарь  
диссертационного совета,  
к.т.н.

Милостная Наталья Анатольевна

## ОБЩАЯ ХАРАКТЕРИСТИКА РАБОТЫ

### 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 тромбоэмболии и их исходов, на основе результатов обследования и опросника.
5. Разработана схемы использования СППР для применения в клинической медицине и повышения квалификации медицинских работников.
6. Получены решающие правила прогнозирования возникновения типовых форм тромбоэмболии 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 тромбоземболии, отличающиеся использованием самоорганизационной иерархической бинарной нейронной сети для синтеза условий активации продукции, позволяющие прогнозировать развитие тромбоземболии 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 тромбоземболии 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 тромбоземболии 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 тромбозов 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 тромбозов 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 тромбозов 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 nosological 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.

### **СОДЕРЖАНИЕ РАБОТЫ**

**Во введении** обоснована актуальность работы, сформирована ее цель, научная новизна, практическая значимость результатов исследования и основные положения, выносимые на защиту.

**В первой главе** приведен литературный обзор существующих проблем и методов прогнозирования тромбоэмболии, применяемых в настоящее время. Рассмотрены методы формирования информативного признакового пространства и синтеза решающих правил, перспективы применения искусственных логических нейронных сетей в медицине, приведен краткий аналитический анализ технических и алгоритмических решений в области исследования.

Сформулированы научная новизна и практическая значимость работы, цель и задачи диссертационного исследования.

**Во второй главе** рассматриваются методы и модели принятия решений по оперативному прогнозу тромбоэмболии при эндопротезировании крупных суставов, составляющих основу построения решающих продукционных правил для базы знаний системы поддержки принятия решений прогнозирования тромбоэмболии (СППР ПТ).

Прогнозирование возникновения и развития различных форм тромбоэмболии и их исходов рассматриваются как классификационные задачи, реализуемые с помощью решающих правил (РП) базы знаний СППР ПТ. Начальным этапом синтеза адекватных РП является формирование множества информативных признаков  $\Omega I$ . Учитывая сложность и динамичность исходных признаков для формирования их состава, привлекались квалифицированные эксперты: 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.

Искомое множество признаков включает две группы: *OsmFact* регистрируется в ходе текущего анализа состояния пациента в виде логических значений признаков, определяющих наличие или отсутствие определенных факторов риска; *AnamFact* – формируется в процессе исследования анамнеза и предрасположенностей пациента к тромбоэмболии как ответы на опросник (в бальной метрике от 0 до 9). Значение коэффициента конкордации Кедалла для первой группы составило 0,89, для второй – 0,82, что подтвердило приемлемость сформированных множеств для решения поставленных задач.

Исходя из принятой в клинике технологии лечения и профилактики тромбоэмболии, в качестве прогнозируемых классов рассматривались: для *OsmFact* - формы тромбоэмболии легочной артерии (ТЭЛА):  $\omega_m$  – массивная,  $\omega_s$  – молниеносная,  $\omega_{bl}$  – мелких ветвей,  $\omega_r$  – рецидивирующая,  $\omega_{os}$  – острая, эмбологический тромбоз  $\omega_{emtr}$ , неэмбологический тромбоз -  $\omega_{nemtr}$ , отсутствие тромбоза» -  $\omega_0$ ; для *AnamFact* - ТЭЛА –  $\omega_{tela} = \{\omega_m, \omega_s, \omega_{bl}, \omega_r, \omega_{os}, \text{тромбоз} - \omega_{tr} = \{\omega_{emtr}, \omega_{nemtr}\}$ . В качестве возможных исходов проведения рассматривались: «летальный исход» - *OutD* и «выздоровление» - *OutR*.

Применяемые в настоящее время меры информативности отражают различные стороны структуры анализируемых данных. В связи со спецификой регистрируемой информации и небольшим объемом обучающей выборки предлагается использовать различные по методологии способы вычисления информативности, и, путем взвешенного усреднения полученных значений, определять итоговые для каждого признака, по которым формируется множество  $\Omega I$ : модифицированные методы оценки информативности: *корреляционных предпочтений* (МКП), *дискриминантных предпочтений* (МДП), *предпочтений по градиенту функциональных различий* (МФР).

Предлагается следующий метод формирования гетерогенного множества информативных признаков  $\Omega I$ .

1. Формируется экспертный состав признаков из группы *OsmFact* – множество  $\Omega_e$ .
2. На основе анализа историй болезней формируются обучающая  $X\Omega_{et}$  и экзаменационные  $X\Omega_{ee}$  выборки значений признаков согласно множества  $\Omega_e$  равного объема случайным образом:  $X\Omega_e = X\Omega_{et} \cup X\Omega_{ee}$ .

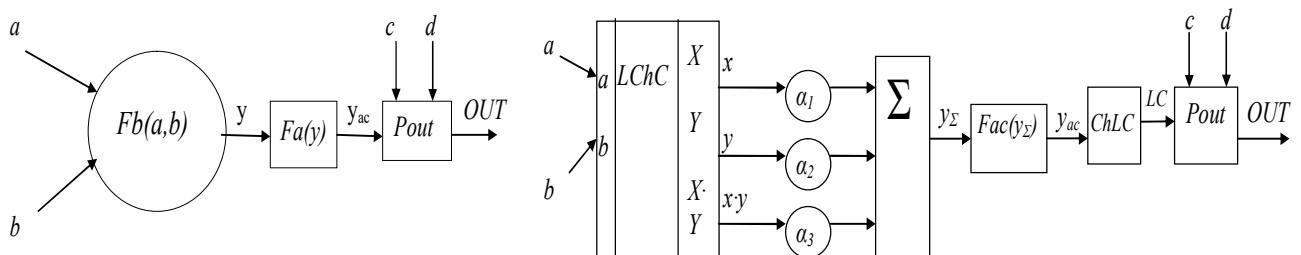


3. Методами МКП, МДП и МФР на выборках  $X\Omega_{et}$  и  $X\Omega_{ee}$  формируются соответствующие вектора информативности:  $Infkor_b, InfDisP_b, InfGFD_b, Infkor_e, InfDisP_e, InfGFD_e$ .
4. Формируются кортежи признаков  $\Omega kor_t, \Omega Dis_t, \Omega GF_t, \Omega kor_e, \Omega Dis_e, \Omega GF_e$ , элементами которых являются признаки из  $X\Omega_{et}$  и  $X\Omega_{ee}$ , упорядоченные по мере убывания значений элементов соответствующих им векторов информативности  $Infkor, InfDisP, InfGFD$ .
5. Формируются вектора рангов на множестве  $X\Omega_{et}$ :  $Rangkor_b, Rangdis_b, RangGFD_t$ .
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  $X\Omega_{ee}$ , - соответственно  $KD, KK, KG$ .
8. Формируется вектор комплексных рангов  $RANG$  для признака  $i$  из  $\Omega_e$ :  

$$Rang_i = f(Rangkor_{t,i}, Rangkor_{e,i}, Rangdis_{t,i}, Rangdis_{e,i}, RangGFD_{t,i}, RangGFD_{e,i}, KK, KD, KG) \quad (1)$$
9. На экспертном уровне определяется объем информативной выборки  $NI$ .
10. Осуществляется формирование множества информативных признаков  $\Omega I$  путем включения в него признаков из  $\Omega_e$  по мере убывания значений рангов в векторе  $RANG$  до достижения объема выборки  $NI$  или прекращения процесса убывания рангов. В случае равенства рангов, включение осуществляется случайным выбором.
11. Из множества  $\Omega I$  формируются базовое  $\Omega I_b$  и «дублирующее»  $\Omega I_d$  подмножества:  $\Omega I = \Omega I_b \cup \Omega I_d, \Omega I_b \cap \Omega I_d = \emptyset$  (признаки из  $\Omega I_b$  и  $\Omega I_d$  коррелируют между собой, в  $\Omega I_b$  признаки имеют большую частоту встречаемости, чем в  $\Omega I_d$ ). (Если в реальных условиях отсутствует возможность регистрации значений признака из  $\Omega I_b$ , то регистрируется значение коррелируемого с ним признака из  $\Omega I_d$ .)

Для синтеза условия активации РП по логическим признакам предлагается использовать искусственные логические нейронные сети, построенные на основе архитектуры метода группового учета аргументов (ЛНС МГУА) и нейронов с ограниченным количеством входов. С этой целью разработаны **структура и режим обучения ЛНС МГУА**.

В частности, предлагается использовать искусственные логические бинарные нейроны: типа  $NL$  – реализует логическую функцию непосредственно над переменными  $a$  и  $b$ , типа  $NLA$  – преобразовав логические переменные в действительные, согласно частоте встречаемости булевых значений, реализует функцию искусственного нейрона с тремя входами с последующим преобразованием в бинарную переменную. Структуры нейронов представлены на рисунке 1.



а) логический бинарный нейрон типа  $NL$  б) логический бинарный нейрон типа  $NLA$

Рисунок 1. Схемы бинарных логических нейронов

На рисунке 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  $y_{ac}$  (для  $NL$  нейрона) или  $LC$  (для  $NLA$  нейрона) и идентификаторам признаков  $c$  и  $d$ , используемых в качестве входов нейрона  $a$  и  $b$ , соответственно;  $LChC$  – логико-числовой преобразователь, осуществляющий функциональное преобразование логических переменных  $a$  и  $b$  в действительные числа  $X, Y$  произведение  $X \cdot Y$ ;  $\alpha_1, \alpha_2, \alpha_3$  – множители, на которые накладываются ограничения вида:  $|\alpha_1| \leq 1, |\alpha_2| \leq 1, |\alpha_3| \leq 1, |\alpha_1 + \alpha_2 + \alpha_3| \leq 1$ ,  $\Sigma$  – арифметический сумматор.

Строка  $OUT$  формируется в виде аналога польской инверсной записи для логических функций:  $OUT = "(c)(d)\varphi\rho\pi"$  ( $c$  – идентификатор переменной  $a$ ,  $d$  – идентификатор для переменной  $b$ ,  $\varphi$  – идентификатор логической функции между  $a$  и  $b$ ,  $\rho$  и  $\pi$  – идентификаторы логических функций над переменными  $a$  и  $b$ , обозначенными символами «1» и «0», соответственно. Например, если  $Fb(a,b) = \bar{a} \vee b$  и в качестве  $a$  используется  $x1$ ,  $b$ - $x30$ , то  $OUT = "(1)(30)\vee 01"$ .

В результате обучения (настройки) нейрона определяются его характеристики и формируется строковая переменная  $OUT$ , обеспечивающая функционирование в сети.

Базовая структура интерактивной логической нейронной сети на основе бинарных нейронов представлена на рисунке 2.

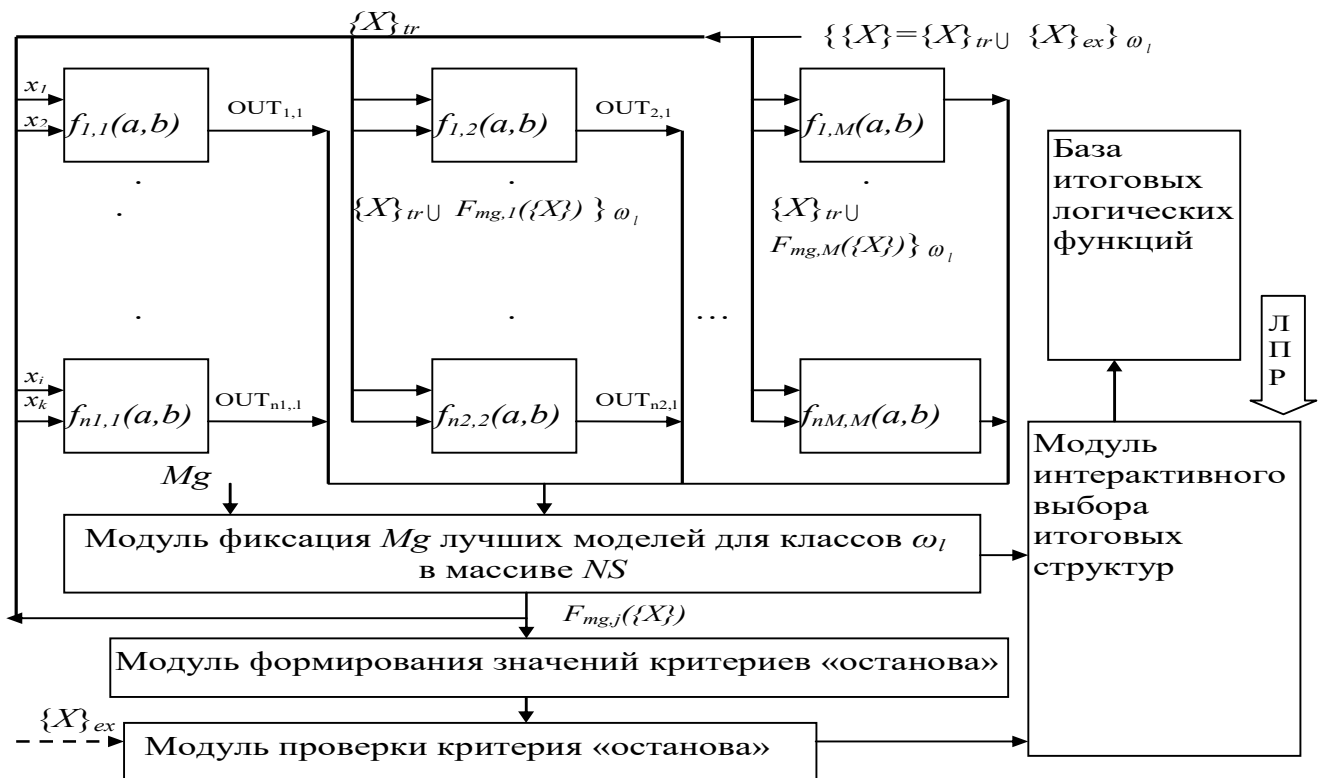


Рисунок 2. Базовая структура логической нейронной сети ЛНС МГУА

На схеме: ЛПР – лицо принимающее решение,  $\{\{X\} = \{X\}_{tr} \cup \{X\}_{ex}\} \omega_i$  – выборка значений признаков 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: значения строковой переменной  $OUT_{i,j}$ , вектор параметров  $\alpha_{i,j}$  (только для  $NLA$  нейронов);  $Mg$  – величина, характеризующая свободу выбора, (количеству функций  $F_{mg,j}(\{X\})$  ( $mg=1, \dots, Mg$ )) ;  $F_{mg,j}(\{X\})$  – логическая функция и ее аргументы, записанные в строковой переменной  $OUT$ ;  $NS$  – массив, в котором фиксируются лучшие варианты настройки нейронной сети.

*Процесс обучения (настройка) ЛНС МГУА осуществляется по 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)  $\omega_l$ , упорядочивается по значениям  $\omega_l$ . Определяется количество классов  $L$ . Задается начальное значение индекса класса  $l=1$ .

2. Для класса  $\omega_l$  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  $xt_{i,n+1} \neq \omega_l$  ( $i=1, \dots, m$ ;  $j=1, \dots, n$ );  $x_{tr,k,j}=x_{2,k,j}$ ,  $x_{ex,k,j}=x_{2,k-1,j}$  ( $j=1, \dots, n+1$ ,  $k=1, \dots, \lfloor \frac{n}{2} \rfloor$ ). Массив  $NS=\emptyset$ . Номер ряда  $k$  принимает значение 1.

3. Задаются начальные условия процесса обучения: тип базового элемента ЛНС МГУА ( $NL$  или  $NLA$ ); значение степени свободы выбора  $Mg$ ; критерий селекции лучших структур  $Ks$ ; пороговое значение критерия «останова»  $Kendp$ ; количество классов (распознаваемых образов)  $L$ ; максимальное количество рядов нейронов  $KR$ .

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  $\omega_l$ »).

6. В «Модуле фиксации  $Mg$  лучших моделей для классов  $\omega_l$ » 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  $NS$ :  $NS_{Mg \cdot (k-1) + mg, 1} = l$ ,  $NS_{Mg \cdot (k-1) + mg, 2} = OUT_{k,mg}$ ,  $NS_{Mg \cdot (k-1) + mg, 3} = Ks_{mg,k}$ ,  $mg=1, \dots, Mg$ ;

- 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. Из альтернативных вариантов, сформированных итоговых логических функций (элементы массива  $NS$ , соответствующие последнему ряду, выбирается наилучший: либо автоматически - выбирается вариант с максимальным значением  $Kend$  (остальные – удаляются); либо автоматически - формируются дополнительные элементы  $NS$ , с номерами в первом столбце и строковыми переменными во втором, представляющие собой последовательные дизъюнкции соответствующих аргументов функций в  $NS$ ; либо, в интерактивном режиме,

выбирается наиболее приемлемый, с точки зрения решаемой задачи, вариант на основе 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  $(l \geq L)$ , то процесс автоматического обучения заканчивается, иначе  $l = l + 1$  и переход к п.2.

В условиях гетерогенности представления данных о состоянии больного, полученных при осмотре и анализе анамнеза предлагается следующий **метод синтеза решающих продукционных правил** прогнозирования анализируемых форм тромбоэмболии и их исходов.

1. Экспертным путем определяются группы признаков  $OsmFact$  и  $AnamFact$ , на основе которых формируются: множества информативных признаков  $\Omega I(OsmFact)$ ,  $\Omega I(AnamFact)$  и выделяются им соответствующие базовые  $\Omega I_b(OsmFact)$ ,  $\Omega I_b(AnamFact)$  и дополнительные  $\Omega I_d(OsmFact)$ ,  $\Omega I_d(AnamFact)$ . Для базовых множеств признаков создаются матрицы значений признаков: соответственно  $\{XO\}$  и  $\{XA\}$ . Строки матриц соответствуют объектам-пациентам,  $n$  столбцов –  $n$  признакам, последний  $(n+1)$  – содержит идентификатор класса  $\omega_l$ , 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 по множеству  $\{XO\}$  с помощью ЛНС МГУА: в диалоговом режиме задается тип нейрона в ЛНС ( $NL$  или  $NLA$ ); идентифицируются условия активации продукционных решающих правил - логических функций  $Fin(\{XO\})_i$ ; оцениваются значения коэффициента уверенности продукционного решающего правила  $U_{w_i}(\{OsmFact\})$ ; для каждого класса синтезируется правило в виде:

*ЕСЛИ  $(Fin(\{XO\})_i)$ , ТО объект соотносится к классу  $\omega_l$  с уверенностью  $U_{w_i}(\{OsmFact\})$*  (2)

Структуры решающих правил, им соответствующие  $U_{w_i}(\{OsmFact\})$  запоминаются в базе знаний СППР ПТ.

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 процесс синтеза решающих правил заканчивается.

4. Осуществляется синтез решающих правил по множеству  $\{XA\}$ :

4.1 Множество  $\{XA\}$  разбивается на обучающую и экзаменационную репрезентативные выборки.

4.2 По значениям обучающей выборки для каждого класса форм тромбоэмболии и их исходов определяются доверительные интервалы – границы общих сумм баллов  $\Sigma B$  – 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  $\omega_l$  (одна из границ может быть открытой). Полученные интервалы запоминаются в базе знаний СППР ПТ.

4.3 По значениям экзаменационной выборки рассчитываются и запоминаются для каждого классам значения специфичности  $SP_i$  и чувствительности  $SH_i$  применения продукционных решающих правил типа: *ЕСЛИ  $\Sigma B_i \in [MINSB_{\omega_l}, MAXSB_{\omega_l}]$ , ТО объект  $i$  принадлежит классу  $\omega_l$ .*

4.4 В базе знаний СППР ПТ запоминаются структуры решающих правил для рассматриваемых классов прогнозируемых форм тромбоза и их исходов. (Структуры запоминаются в виде процедур  $W(AnamRisk(w_l, an), U_{\omega_l}, l=1 \dots L)$  и  $Out(OutcomRisk_{OutD}, OutcomRisk_{OutR}, U_{OutD}, U_{OutR})$ , формальными параметрами которых являются, соответственно:  $AnamRisk(w_l, an)$ ,  $OutcomRisk_{OutD}, OutcomRisk_{OutR}$ ,  $U_{\omega_l}, U_{OutD}, U_{OutR}$ .)

*ЕСЛИ*

$$(AnamRisk(w_l, an) > por) \& (AnamRisk(w_l, an) \geq$$

$$\left(1 - \prod_{d=1, l \neq d}^L (1 - AnamRisk(w_d, an))\right) \& \left(\sum_{d=1, l \neq d}^L (U_{\omega_d}) \neq 0\right) \quad (\text{правило } W)$$

*ТО состояние обследуемого соответствует диагностическому классу  $\omega_d$  с уверенностью  $U_{w_l}$ .*

- для исходов:

*ЕСЛИ  $OutcomRisk_{OutD} \geq OutcomRisk_{OutR}$ ,*

*ТО состояние обследуемого соответствует летальному исходу (OutD) с уверенностью  $U_{w_{OutD}}$ ,*

*(правило Out)*

*ИНАЧЕ – возможно выздоровление (OutR) с уверенностью  $U_{w_{OutR}}$ .*

Обученная СППР ПТ, на основе синтезированных решающих правил, позволяет осуществлять классификационный прогноз возникновения определенных форм тромбоза и их исходов (с учетом оценки значения корректирующего возрастного множителя).

**Третья глава** посвящена описанию структур и режимов функционирования классифицирующего состояния модуля СППР (AMESDD) ПТ в различных областях применения: клинических и в автоматизированной обучающей системе (в качестве тренажера).

В диагностическом процессе в клинических условиях AMESDD предлагается применять по схеме, показанной на рисунке 3.

Врач анализирует ситуацию и выдвигает диагностическую гипотезу, согласно значениям регистрируемых информативных признаков, с помощью AMESDD о состоянии пациента  $S$  или подтверждает выдвинутую гипотезу о состоянии  $S_g$  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 осуществляет коррекцию состояния пациента.

Оперативное и качественное принятие решения о необходимости проведения назначаемой терапии или профилактики тромбоза, во многом определяется классификацией врача. Повышение уровня его профессионализма предлагается осуществлять с помощью AMESDD в составе автоматизированных обучающих систем в качестве имитационного тренажера.

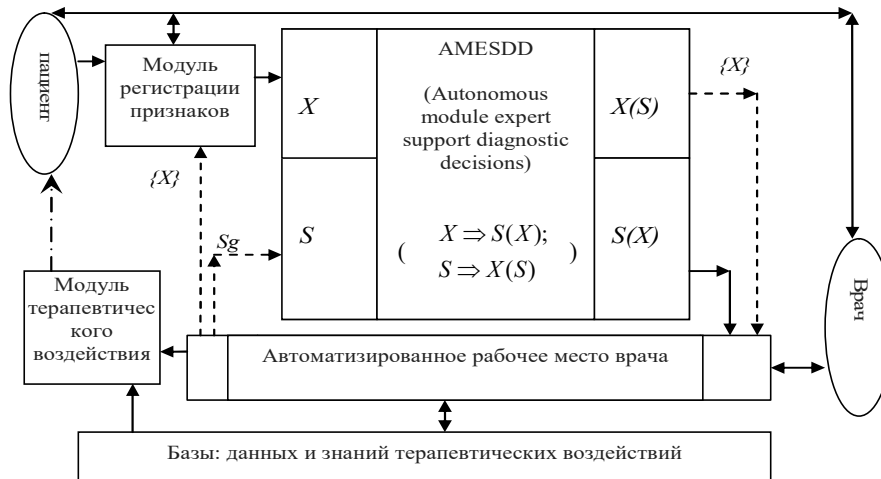


Рисунок 3. Схема использования AMESDD в диагностическом процессе

Внешний интерфейс пользователя экспертной части СППР ПТ реализован на различных платформах и обеспечивает функционирование диалоговых окон в режимах «обучение» (настройка) и «прогноз».

В четвертой главе приведены результаты: синтеза математических моделей продукционных решающих правил развития различных форм тромбоэмболии (и их исходов) и исследования эффективности функционирования СППР ПТ.

На основании, предложенного в главе 2, математического аппарата получено множество информативных признаков группы  $OsmFact$ , формируемое при осмотре пациента, и группы  $AnamFact$ , формируемое при анализе анамнеза больного, путем применения специально разработанного опросника. На основе данных, полученных в процессе анализа более 800 историй болезней, были сформированы основные и дополнительные множества признаков для синтеза решающих правил. Выполнены анализ частоты встречаемости и соответствующее ранжирование признаков множества  $OsmFact$ .

Применяя ЛНС МГУА для рассматриваемых форм тромбоэмболии и исходов, синтезированы условия активации для продукционных решающих правил (2). Например:

$$Fur(\{XO\})_{\alpha_m} = x73 \wedge (x80 \vee x81 \vee x82) \wedge (x5 \wedge x8 \wedge x9 \vee x45 \wedge x47 \vee x50 \wedge x52 \vee x70 \wedge x71) \vee (x54 \vee x64 \vee x58 \vee x59 \vee x60 \vee x61 \vee x63 \vee x65 \vee x66 \vee x67 \vee x68) \vee x92, \quad (4)$$

где,  $x_i$  –  $i$ -ый признак из  $OsmFact$ ;

Для применения решающих правил  $W$  и  $OUT$ , на множестве признаков группы  $AnamFact$  по значениям обучающей выборки, получены значения рисков и коэффициентов уверенностей, представленные в таблице 1.

Если  $\Sigma B \geq 156$ , то состояние пациента соотносится к классам  $\omega_{tela}$  и  $\omega_{tela}$  с соответствующими уверенностями, а уточнение осуществляется на основе результатов применения решающих правил на множестве  $OsmFact$ .

Полученные результаты позволили сформировать решающие правила для базы знаний СППР ПТ для осуществления прогнозирования различных форм тромбоэмболии и их исходов при эндопротезировании крупных суставов на основе двух групп признаков –  $AnamFact$  и  $OsmFact$ .

Таблица 1. Диапазоны, значения рисков и коэффициентов уверенности для множества *AnamFact*.

Класс	Диапазон $\Sigma B$	риски	Коэффициенты уверенности
$\omega_0$	<50	$AnamRisk(\omega_0, an) = 0.87$	$U_{\omega_0} = 0.95$
$\omega_{tela}$	$\geq 120$	$AnamRisk(\omega_{tela}, an) = 0.9$	$U_{\omega_{tela}} = 0.92$
$\omega_{tr}$	$\geq 156$	$AnamRisk(\omega_{tr}, an) = 0.86$	$U_{\omega_{tr}} = 0.95$
<i>OutD</i>	$\geq 180$	$OutcomRisk_{OutD} = 0.8$	$U_{OutD} = 0.85$
<i>OutR</i>	<50	$OutcomRisk_{OutR} = 0.9$	$U_{OutR} = 0,76$

С целью верификации диагностической результативности СППР ПТ использовалась экзаменационная выборка с клинически подтвержденными диагнозами, состоящая из классов:  $\omega_m$  – 79 человек;  $\omega_s$  – 52 человека;  $\omega_{bl}$  – 51 человек;  $\omega_r$  – 49 человек;  $\omega_{os}$  – 96 человек;  $\omega_{emtr}$  – 101 человек;  $\omega_{nemtr}$  – 201 человек;  $\omega_0$  – 200 человек; *OutD* – исход – «смерть» – 100 человек; *OutR* – исход – «выздоровление» – 101 человек.

В результате верификации РП получены значения диагностических показателей качества, представленные в таблице 2 (соотнесение состояния пациента к определенной форме тромбоэмболии и их исходов осуществлялась, если итоговая уверенность  $U_{\omega_i}$ , формируемая СППР ПТ решения, принимала значение более 0,9).

Таблица 2. Диагностические показатели качества системы прогноза тромбоэмболии и исходов.

Группы сравнения		ДЧ	ДС	ДЭ	ПЗ <sup>+</sup>	ПЗ <sup>-</sup>	LR <sup>+</sup>	LR <sup>-</sup>
$\omega_m$	$\omega_s \cup \omega_{bl} \cup \omega_r \cup \omega_{os} \cup \omega_{emtr} \cup \omega_{nemtr} \cup \omega_0$	0,89	0,93	0,92	0,83	0,95	12,66	0,12
$\omega_s$	$\omega_m \cup \omega_{bl} \cup \omega_r \cup \omega_{os} \cup \omega_{emtr} \cup \omega_{nemtr} \cup \omega_0$	0,88	0,78	0,82	0,68	0,93	4,02	0,15
$\omega_{bl}$	$\omega_m \cup \omega_s \cup \omega_r \cup \omega_{os} \cup \omega_{emtr} \cup \omega_{nemtr} \cup \omega_0$	0,9	0,9	0,9	0,7	0,97	9,02	0,11
$\omega_r$	$\omega_m \cup \omega_s \cup \omega_{bl} \cup \omega_{os} \cup \omega_{emtr} \cup \omega_{nemtr} \cup \omega_0$	0,82	0,75	0,77	0,62	0,89	3,27	0,24
$\omega_{os}$	$\omega_m \cup \omega_s \cup \omega_{bl} \cup \omega_r \cup \omega_{emtr} \cup \omega_{nemtr} \cup \omega_0$	0,86	0,79	0,83	0,8	0,86	4,12	0,17
$\omega_{emtr}$	$\omega_{nemtr}$	0,85	0,78	0,82	0,8	0,84	3,91	0,19
$\omega_0$	$\omega_m \cup \omega_s \cup \omega_{bl} \cup \omega_r \cup \omega_{os} \cup \omega_{emtr} \cup \omega_{nemtr}$	0,83	0,78	0,82	0,7	0,92	3,77	0,22
<i>OutD</i>	<i>OutR</i>	0,89	0,84	0,87	0,85	0,89	5,62	0,13
Среднее значение		0,865	0,82	0,845	0,75	0,91	5,80	0,17
доверительный интервал		0,017	0,038	0,029	0,048	0,026	1,94	0,028

Используются обозначения: ДЧ, ДС, ДЭ – диагностические чувствительность, специфичность; ПЗ<sup>+</sup>, ПЗ<sup>-</sup> – предсказательные значимости положительных и отрицательных результатов; LR<sup>+</sup>, LR<sup>-</sup> – отношения правдоподобия для положительного и отрицательного результатов.

Анализ представленных в таблицах данных показывает, что при прогнозировании с помощью предложенной системы наблюдаются приемлемые для клинических условий 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). Полученные результаты не противоречат существующим методам выявления данного типа ТЭЛА, часто протекающей 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:  $6,1 \pm 2,2$ , что подчеркивает различные возможности полученных правил. 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.

Таким образом, полученные решающие правила наиболее результативны и чувствительны при обследовании больных пациентов, и позволяют улучшить качество прогнозирования на 12-14% по сравнению с существующими аналогами.

### ВЫВОДЫ И ОСНОВНЫЕ РЕЗУЛЬТАТЫ РАБОТЫ

В диссертации изложено решение научно-практической задачи повышения качества и результативности прогнозирования возникновения и развития тромбоза при протезировании крупных суставов путем разработки и исследования методов и алгоритмов функционирования автоматизированной интеллектуальной системы поддержки принятия решений.

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 схемы, 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. Предложены 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 клиническом материале, результаты которых подтвердили эффективность прогнозирования различных форм тромбоза и их исходов (диагностическая чувствительность составила в среднем –  $0,87 \pm 0,02$ ; специфичность –  $0,82 \pm 0,04$ ; эффективность –  $0,85 \pm 0,03$ ).

**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 в процессе повышения квалификационного уровня медицинских работников.

#### **Перспективы дальнейшей разработки темы.**

Развитие математического и программного обеспечений автоматизированного рабочего места врача - хирурга.

#### **Основные публикации по теме диссертации**

##### *Статьи в рецензируемых научных журналах*

1. Добровольский И.И. Анализ исходов лечения венозных тромбозических осложнений после эндопротезирования крупных суставов [Текст] / Мишустин В.Н., Мишустина Н.Н., Добровольский И.И., Яковлев А.П. // Системный анализ и управление в биомедицинских системах. 2014. Т. 13. № 3. С. 561-565.
2. Добровольский И.И. Формирование решающих правил для систем поддержки принятия решений на основе диагностических показателей качества информативных характеристик и графа связностей между ними [Текст] / Добровольский И.И., Крупчатников Р.А., Артеменко М.В., Калугина Н.М. // Известия Юго-Западного государственного университета. Серия: Управление, вычислительная техника, информатика. Медицинское приборостроение, 2017, №3, стр. 78-96
3. Добровольский И.И. Методы диагностики и факторы риска прогноза тромбоза в системах поддержки принятия решений [Текст] / Крупчатников Р.А., Мишустин В.Н., Артеменко М.В., Добровольский И.И. // Известия Юго-Западного государственного университета. Серия: Управление, вычислительная техника, информатика. Медицинское приборостроение. 2017. Т. 7. № 1 (22). С. 69-81.
4. Добровольский И.И. Информационно-аналитическая поддержка автоматизированной классификации на основе прямых и обратных решающих правил на примере прогноза тромбоза [Текст] / Артеменко М.В., Добровольский И.И., Мишустин В.Н. // Современные наукоемкие технологии. 2015. № 12-2. С. 199-205.
5. Добровольский И.И. Индикаторы дифференциальной диагностики в системах поддержки принятия классификационных решений с использованием метода анализа иерархий [Текст] / Артеменко М.В., Добровольский И.И., Калугина Н.М., Писарев М.В. // Фундаментальные исследования. 2016. № 11-1. С. 15-22.
6. Добровольский И.И. Синтез продукционных решающих правил на основе логических нейронных сетей [Текст] / Добровольский И.И. // Современные наукоемкие технологии. – 2018. – № 1. – С. 12-16

##### *Результаты интеллектуальной деятельности*

7. Интерактивный модуль дифференциальной диагностики патологического состояния : свидетельство об офиц. регистрации программы для ЭВМ № 2017610055

Рос Федерации / Калугина Н.М., Артеменко М.В., Добровольский И.И., Писарев М.В.; заявитель и правообладатель ФГБОУ ВО «Юго-Западный государственный университет» № 216691971 от 18.11.2016; зарегистрирована в реестре программ для ЭВМ 09 января 2017 г. –[1]с.

8. Программа поддержки принятия диагностических решений прогноза тромбоэмболии : свидетельство об офиц. регистрации программы для ЭВМ № 2017613109 Рос Федерации / Калугина Н.М., Артеменко М.В., Добровольский И.И., Писарев М.В.; заявитель и правообладатель ФГБОУ ВО «Юго-Западный государственный университет» № 2016661862 от 7.11.2016; зарегистрирована в реестре программ для ЭВМ 10 марта 2017 г. –[1]с.

9. Программный модуль мультипараметрического интерфейса экспертной системы анализа риска возникновения тромбоэмболии: свидетельство об офиц. регистрации программы для ЭВМ № 2017663080 Рос Федерации / Добровольский И.И., Артеменко М.В., Мишустина Н.Н., Куковьякин А.И.; заявитель и правообладатель ФГБОУ ВО «Юго-Западный государственный университет» № 2017619716 от 27.09.2017; зарегистрирована в реестре программ для ЭВМ 13 ноября 2017 г. –[1]с.

10. Программный модуль структурно-параметрической идентификации нелинейных дискриминантных функций методом группового учета аргументов: свидетельство об офиц. регистрации программы для ЭВМ № 2017610055 Рос Федерации / Добровольский И.И. .; заявитель и правообладатель ФГБОУ ВО «Юго-Западный государственный университет» № 20179193700 от 20.09.2017; зарегистрирована в реестре программ для ЭВМ 16 января 2018 г. –[1]с.

*Публикации в других научных изданиях*

11. Dobrovolsky I. Application of automated decision support system in clinical diagnostics while training doctors / Dobrovolsky I., Mishustina N. XII Russian-German Conference on Biomedical Engineering. Proceedings of the 12th Russian-German Conference on Biomedical Engineering . 2016 .С. 212-215.

12. Добровольский И.И. Применение автоматизированной системы поддержки принятия решения в учебном процессе подготовки врачей [Текст] / Добровольский И.И./ Медико-экологические информационные технологии-2016. сборник научных статей по материалам XIX Международной научно-технической конференции/ Юго-Западный государственный университет. 2016. С. 22-28.

13. Добровольский И.И. Бутстреп подход модификации выборки экспериментальных данных и ассимптотическое моделирование с помощью искусственных нейронных сетей [Текст] / Добровольский И.И., Щекина Е.Н. //Новые решения в области упрочняющих технологий: взгляд молодых специалистов: сборник научных статей материалы международной научно-практической конференции. Юго-Западный государственный университет. 2016. С. 279-283.

14. Добровольский И.И. Методологические основы составления и применения опросников-анкет в дифференциальной диагностике [Текст] / Калугина Н.М., Добровольский И.И., Новиков Д.А. / Медико-экологические информационные технологии-2016. сборник научных статей по материалам XIX Международной научно-технической конференции. Юго-Западный государственный университет. 2016. С. 68-77.

15. The formation of a set of informative features based on the functional relationships between the data structure field observations / Artemenko M.V., Kalugina N.M., Dobrovolsky I.I. / European Journal of Natural History. 2016. № 6. С. 43-48.

16. Добровольский И.И. Формирование на основе анализа функциональных связей и структуры данных множества информативных признаков - кортежа лингвистических

переменных [Текст] /Артеменко М.В., Калугина Н.М., Добровольский И.И. [Текст] / Сдружество. 2016. № 1-2. С. 21-26.

17. Добровольский И.И. Методы формирования множества информативных факторов риска развития тромбоза в постоперационный период [Текст] / Добровольский И.И. / В сборнике: WORLD SCIENCE: PROBLEMS AND INNOVATIONS. сборник статей XV Международной научно-практической конференции : в 4 ч.. Пенза, 2017. С. 177-180.

18. Добровольский И.И. Структура автоматизированной системы поддержки принятия решений врача-хирурга «тромб-прогноз» при эндопротезировании [Текст] / Добровольский И.И. // Юность и Знания - Гарантия Успеха - 2017. Сборник научных трудов 4-й Международной молодежной научной конференции. В 2-х томах. Юго-Западный государственный университет. 2017. С. 225-229.

19. Добровольский И.И. Применение прямых и обратных решающих правил в экспертных диагностических системах [Текст] / Добровольский И.И. / Молодежь и XXI век - 2017. материалы VII Международной молодежной научной конференции: в 4 томах. Юго-Западный государственный университет. 2017. С. 303-305.

20. Добровольский И.И. Структура автоматизированной системы поддержки принятия диагностических решений прогноза тромбоза [Текст] / Добровольский И.И., Мишустина Н.Н., Щекина Е.Н. / Молодежь и XXI век - 2017. материалы VII Международной молодежной научной конференции: в 4 томах. 2017. С. 306-308.

21. Добровольский И.И. Методы синтеза решающих правил для медицинских экспертных систем [Текст] / Артеменко М.В., Теплова В.В., Добровольский И.И. // Провинциальные научные записки. 2017. № 2 (6). С. 66-71.

22. Dobrovolsky I. Schemes of use of the module of the automated system of support of decision-making in the clinical and educational organizations / Dobrovolsky I., Mishustina N., Omolodor R. / Медико-экологические информационные технологии-2017. сборник научных статей по материалам XX Международной научно-технической конференции, Юго-Западный государственный университет. 2017. С. 97-105.

23. Добровольский И.И. Диагностика и факторы риска возникновения тромбоза при эндопротезировании для применения в экспертных системах [Текст] / Добровольский И.И., Крупчатников Р.А., Теплова В.В. / Медико-экологические информационные технологии-2017. сборник научных статей по материалам XX Международной научно-технической конференции Юго-Западный государственный университет. 2017. С. 245-258.

Подписано в печать 20.03.2018 г.

Формат 60x84 1/16

Гарнитура Times. Объем 1 п.л.

Тираж 100 экз. Заказ № 37.

---

Отпечатано в ООО «Учитель»  
305004 г. Курск, ул. Садовая, 31