

На правах рукописи



Ивлиев Сергей Андреевич

**МЕТОДЫ И АЛГОРИТМЫ ИНТЕЛЛЕКТУАЛЬНОГО АНАЛИЗА
ДАНЫХ О СЛОЖНЫХ ПРОБЛЕМНЫХ СИТУАЦИЯХ С
ИСПОЛЬЗОВАНИЕМ НЕЙРОСЕТЕВОГО ПОДХОДА**

Специальность: 05.13.17 – Теоретические основы информатики

АВТОРЕФЕРАТ
диссертации на соискание ученой степени
кандидата технических наук

Москва – 2020

Работа выполнена на кафедре прикладной математики и искусственного интеллекта государственного бюджетного образовательного учреждения высшего образования «Национальный исследовательский университет «МЭИ».

Научный руководитель: **Еремеев Александр Павлович**
доктор технических наук, профессор,
профессор кафедры прикладной математики и
искусственного интеллекта ФБГОУ ВО «Национальный
исследовательский университет «МЭИ».

Официальные оппоненты: **Бурдо Георгий Борисович**
доктор технических наук, профессор, заведующий
кафедрой технологии и автоматизации машиностроения
ФБГОУ ВО «Тверской государственной технической
университет» (ТвГТУ);
Кулинич Александр Алексеевич
кандидат технических наук, старший научный
сотрудник ФГБУН Институт проблем управления им.
В.А.Трапезникова Российской Академии Наук (ИПУ
РАН)

Ведущая организация: **Федеральный исследовательский центр «Информатика
и управление» Российской Академии Наук (ФИЦ ИУ
РАН)**

Защита состоится «25» декабря 2020 г. в 18 час. 00 мин. на заседании диссертационного совета МЭИ.005 при Национальном исследовательском университете «МЭИ» по адресу: Москва, Красноказарменная ул., д.17, ауд. М-704.

С диссертацией можно ознакомиться в библиотеке Национального исследовательского университета «МЭИ» и на сайте www.mpei.ru.

Отзывы в двух экземплярах, заверенные печатью организации, просим направлять по адресу: 111250, Москва, Красноказарменная ул., д.14, Ученый совет ФБГОУ ВО «НИУ «МЭИ».

Автореферат разослан «___» _____ 2020 г.

Ученый секретарь
диссертационного совета
кандидат технических наук, доцент



М.В. Фомина

ОБЩАЯ ХАРАКТЕРИСТИКА РАБОТЫ

Актуальность темы исследований. В связи с последними решениями руководства Российской Федерации о развитии искусственного интеллекта и цифровизации экономики России существенно активизировались исследования и разработки, связанные с цифровизацией и анализом поступающей информации с целью создания интеллектуальных систем (ИС) (систем искусственного интеллекта), помогающих человеку (лицу, принимающему решения, ЛПР) в анализе и принятии эффективных решений в проблемных ситуациях в различных предметных/проблемных областях. Для разработки подобных систем необходимо создание соответствующей инфраструктуры и изменение сложившихся подходов к анализу и теоретическому обоснованию получаемой информации. Требуется формирование специальных предварительно оцифрованных наборов (библиотек) данных и процедур (методик), позволяющих использовать современные методы интеллектуального анализа данных (ИАД) (Data Mining and Knowledge Discovery) и обработки больших данных (Big Data) при условии распределенности данных, получаемых из различных источников, наличия в данных различного типа неопределенности (неполноты, нечеткости, противоречивости и т.д.) или, используя терминологию специалистов, наличия «зашумленных (noisy)» данных. Поэтому актуально проведение комплексных исследований, которые позволят при помощи новых методов выработать общие подходы к решению задачи предварительной обработки данных и последующего ИАД для различных областей приложений. Примером одной из таких наиболее чувствительных к данной проблематике областей является медицина. В общем случае специалист в этой области должен запоминать и анализировать огромные объемы информации при диагностике сложных патологий (особенно на ранних стадиях заболевания), что, однако, не гарантирует отсутствие ошибок даже при наличии большого стажа, опыта и запаса знаний. Поэтому в области медицины в одной из первых начали разрабатываться консультирующие экспертные системы (ИС поддержки принятия решений на основе экспертных знаний), которые в настоящее время стали всё более активно внедряться и в отечественную медицину. Отметим, что по мере разработки и внедрения таких систем и применяемых в них методов обработки и анализа информации, включая методы ИАД, они (дополнительно к телемедицине), как следствие, начали влиять и существенно корректировать традиционные подходы в медицине к сбору, обработке и анализу данных при диагностике сложных патологий и назначении лечения.

В работе рассматривается перспективный подход к решению задачи предварительной обработки (препроцессинг) данных, ориентированный на последующее использование новых методов обработки информации, в частности, методов ИАД, обработки больших объёмов данных, методов машинного обучения (Machine Learning) на основе искусственных нейронных сетей (ИНС), включая глубинные нейронные сети (Deep Neural Networks, DNN) и сети на свёрточных нейронах (Convolution Neural Networks, CNN). Рассматривается также актуальная при анализе проблемных ситуаций задача образного представления ситуации (патологии) на основе средств когнитивной графики.

Появление больших объёмов данных и собственно термина Big Data привело к появлению новых направлений исследований в области ИАД, в том числе с применением методов машинного обучения и ИНС (работы Аверкина А.Н., Борисова В.В., Городецкого В.И., Голенкова В.В., Редько В.Г., Yann LeCun, Allen Bonde, Yoshua Bengio, Geoffrey Hinton, Jurgen Schmidhuber, Peter Norvig, Alex “Sandy” Pentland, Daphne Koller, Adam Coates, Sebastian Thrun, Monica Rogati, Hilary Mason, Dean Abbott и др.). ИНС различного типа совместно с другими методами искусственного интеллекта активно применяются при ИАД, включая большие данные (работы Гавриловой Т. А., Кудрявцева Д. В., Кузнецова О.П., Кузнецова С.О., Курейчика В.М., Муромцева Д.И., Смирнова А.В., Финна В.К., Фоминых И.Б., Хорошевского В.Ф., Ярушкиной Н.Г., Joo-Ho Lee, Tung-Kuan Liu, Tore Hägglund, W.L. Xu, Qiang Chen, Amit Konar, Yihai He и др.), в системах когнитивной графики (работы Башлыкова А.А., Зенкина А.А., Кулиничка А.А., Поспелова Д.А., и др.), в современных ИС поддержки принятия решений (ИСППР) и в экспертных системах (ЭС) для различных приложений (работы Бурдо Г.Б., Вагина В.Н, Грибовой

В.В., Еремеева А.П., Кобринского Б.А., Ковалева С.М., Колесникова А.В., Курейчика В.В., Микони С.В., Осипова Г.С., Палюха Б.Е., Петровского А.Б., Попова Э.В., Рыбиной Г.В., Федунова Б.Е., T. Warren Liao, Malik Ghallab, Radu-Emil Precup и др.).

Вышесказанное позволяет сделать заключение о том, что тема исследований, связанная с разработкой методов и алгоритмов ИАД о сложных проблемных ситуациях с использованием нейросетевого подхода и когнитивной графики, является актуальной.

Целью данного исследования является повышение качества анализа информации о сложных проблемных ситуациях за счет применения предварительной обработки данных, методов ИАД с использованием нейросетевого подхода и когнитивной графики.

Объектом исследования являются процессы сбора, предварительной обработки и интеллектуального анализа информации (ИАД) о проблемных ситуациях с применением ИНС и когнитивной графики.

Предметом исследования являются методы и алгоритмы предварительной обработки и ИАД о сложных проблемных ситуациях с использованием нейросетевого подхода и когнитивной графики и их программная реализация с целью применения в интеллектуальных системах поддержки принятия решений для различных приложений. В качестве области приложения выбрана задача информационного анализа и диагностики сложных патологий зрения.

Научные задачи диссертационной работы можно сформулировать следующим образом:

1) исследовать современные методы сбора и предварительной обработки данных, получаемых из различных и разнородных источников и при наличии «зашумленности» (НЕ-факторов), применительно к исследуемой предметной области;

2) проанализировать современные методы ИАД и методы работы с большими данными с применением ИНС в плане выявления наиболее предпочтительных ИНС для решения поставленной задачи;

3) определить все источники информации, используемые для анализа, формы и структуру данных и разработать онтологию и систему (базу) для хранения данных с учётом специфики предметной области и обрабатываемой информации; подготовить обучающую выборку для ИНС;

4) обеспечить визуализацию (образное представление) данных в понятной эксперту и ЛПР форме с применением когнитивной графики;

5) провести компьютерное моделирование с целью проверки эффективности полученных результатов.

Соответствие паспорту специальности. Диссертационная работа соответствует следующим пунктам паспорта специальности 05.13.17 Теоретические основы информатики: 1. Исследование, в том числе с помощью средств вычислительной техники, информационных процессов, информационных потребностей коллективных и индивидуальных пользователей; 5. Разработка и исследование моделей и алгоритмов анализа данных, обнаружения закономерностей в данных и их извлечения, разработка и исследование методов и алгоритмов анализа текста, устной речи и изображений.

Методы исследования, используемые в работе, включают методы сбора и препроцессорной обработки информации, методы ИАД (включая большие и зашумленные данные) с применением глубинных (сверточных) ИНС, методы обратной разработки приложений, создания человеко-машинных интерфейсов с использованием когнитивной графики.

Научная новизна заключается в следующем.

1. Разработаны методы сбора из различных и разнородных источников и предварительной обработки зашумленных данных, позволяющие сокращать размерность массивов данных, а также приводить данные к виду, необходимому для последующего ИАД с применением глубинных (сверточных) ИНС.

2. Разработаны методы и средства для формирования онтологии предметной области и подготовки обучающей выборки с целью последующего использования их для обучения ИНС,

отличающиеся от известных тем, что являются основой человеко-машинного интерфейса, ориентированного на прикладного пользователя (ЛПР).

3. Разработаны методы и алгоритмы анализа зашумленных и неполных данных о сложных проблемных ситуациях при помощи глубинных (сверточных) ИНС, отличающиеся от известных тем, что позволяют делать заключения, оперируя информацией от различных и разнородных (относительно используемых типов данных) источников (оперируя результатами разных исследований).

4. Разработан формальный аппарат когнитивной графики в виде набора специальных продукционных правил для помощи эксперту и ЛПР в анализе и диагностике сложных проблемных ситуаций (на примере патологий зрения).

Практическая значимость работы заключается в структуризации выбранной предметной области, построении архитектуры системы интеллектуального анализа зашумленных и разнородных данных с применением онтологии, глубинных (сверточных) ИНС и когнитивной графики, позволяющей сократить время и повысить качество диагностики проблемных ситуаций и являющейся базовым компонентом прототипа ЭС (ИСППР экспертного типа), предназначенного для помощи ЛПР при анализе и диагностике (классификации) проблемных ситуаций на примере сложных патологий зрения.

Достоверность полученных результатов подтверждается теоретическими выкладками, заключениями экспертов, результатами практического применения и сравнением с данными из научных источников.

На защиту выносятся следующие положения.

1. Методы сбора данных из различных и разнородных источников и предварительной обработкой зашумленных (с различными НЕ-факторами) данных, позволяющие сокращать размерность, а также приводить данные к виду, необходимому для последующего ИАД с применением глубинных (сверточных) ИНС.

2. Методы и средства формирования онтологии предметной области и обучающей выборки с целью последующего использования их для обучения ИНС, отличающиеся от известных средств применением человеко-машинного интерфейса, ориентированного на прикладного пользователя (ЛПР).

3. Методы и алгоритмы анализа зашумленных данных о сложных проблемных ситуациях при помощи глубинных (сверточных) ИНС, отличающиеся от известных тем, что позволяют делать заключения, оперируя информацией от различных и разнородных (относительно типов данных) источников (т.е. оперируя результатами разных исследований).

4. Архитектура ИНС для ИАД с применением предварительной обработки непрерывной и зашумленной информации (сигналов) с использованием вейвлет-преобразований и средств обработки изображений.

Реализация результатов работы. Результаты работы используются в учебном процессе на кафедре прикладной математики и искусственного интеллекта (ПМИИ), ряде НИР, выполняемых при поддержке РФФИ, а также совместно кафедрами ПМИИ и Управления и интеллектуальных технологий (УИТ) НИУ «МЭИ» и Федерального Государственного Бюджетного Учреждения «Национальный медицинский исследовательский центр глазных болезней имени Гельмгольца» Министерства здравоохранения Российской Федерации (ФГБУ «НМИЦ ГБ им. Гельмгольца» Минздрава России) (отдел клинической физиологии зрения им. С.В. Кравкова) с целью разработки прототипа ЭС (ИСППР экспертного типа) для анализа и диагностики сложных патологий зрения. Получены два свидетельства о регистрации программных продуктов (свидетельства № 2019660564 от 07.08.2019, № 2019660567 от 07.08.2019), акты об использовании (внедрении) результатов диссертации.

Апробация результатов исследования. Основные результаты диссертации докладывались и обсуждались на Второй Российско-Тихоокеанская конференция по компьютерным технологиям и приложениям, RPC 2017 (Владивосток, 2017), Шестнадцатой Национальной конференции по искусственному интеллекту с международным участием КИИ-2018 (24–27 сентября 2018 г., Москва, Россия), Семнадцатой национальной конференции по

искусственному интеллекту с международным участием (КИИ-2019, Ульяновск, Россия), V Международной научно-практической конференции «Информатизация инженерного образования» Инфорино-2020 (Россия, Москва, 14–17 апреля 2020 г.).

Публикации по теме работы. По теме работы имеется 8 публикаций, из них 3 публикации в изданиях, рекомендуемых ВАК (журналы «Программные продукты и системы», «Вестник МЭИ»), 4 публикации в зарубежных изданиях, входящих в международные системы цитирования Scopus/WoS. Получены два свидетельства о регистрации программных продуктов, результаты работы отражены в 3-х отчётах по НИР.

Диссертация состоит из 162 страниц машинописного текста, включая 133 рисунков, 3 таблицы, список литературы из 150 наименований и 2 приложения на 17 страницах.

ОСНОВНОЕ СОДЕРЖАНИЕ РАБОТЫ

Во введении диссертации обоснована актуальность темы диссертационного исследования, определены ее цель и научные задачи, сформулированы научная новизна и практическая значимость результатов, представлено краткое содержание по главам.

В первой главе описывается общий подход к формализации задачи анализа сложных проблемных ситуаций, в том числе с применением методов ИАД. Рассматривается история решения этой задачи в контексте разработки ИС (ЭС, ИСПП), позволяющих ЛПР принимать более качественные решения в условиях роста объёма анализируемых данных. Рассматривается эволюция таких систем в связи с формулированием новых требований к их функционированию, используемым методам и спецификой реализации.

На основании этого ставится задача сбора и предварительной обработки (препроцессинг) информации и выделяются её основные подзадачи:

- 1) определение типов и специфики (частоты поступления и др.) данных, которыми может оперировать система;
- 2) проведение разметки и предобработки данных (в случае, когда это требуется и возможно) для последующего решения задач, связанных с классификацией и ИАД;
- 3) наращивание выборки данных при помощи аугментации данных;
- 4) организация взаимодействия с современными системами сбора и анализа данных, в том числе с применением методов обратной разработки.

Все описанные выше подзадачи требуют взаимодействия с экспертом (его функции может выполнять и ЛПР, обладающий достаточным опытом и квалификацией) для определения актуальных наборов данных и особенностей взаимодействия с ними в рамках предметной области.

При рассмотрении типов данных важно выделить следующие по частоте изменения данные:

- константные параметры;
- данные, меняющиеся с низкой частотой;
- динамические данные, получаемые в режиме реального времени.

Важно отметить, что с учетом частоты получения информации могут формироваться большие выборки, для обработки и хранения которых требуется использовать методы работы с большими данными. Частота получения и динамика изменения данных влияют на методы применяемого ИАД.

По формату данных можно выделить следующие:

- пары «ключ-значение», если имеется соответствие между параметрами и их значением (обычно для константных параметров);
- временные ряды, если параметры меняются с течением времени;
- графические изображения, получаемые либо однократно, либо с некоторым интервалом и формирующие также временной ряд.

Константные параметры могут свидетельствовать об априорной вероятности какого-либо заключения и о возможности использования для анализа теоретико-вероятностных (как правило, байесовского) методов.

Временные ряды требуют различного подхода в зависимости от типа ряда:

- в случае событийного ряда можно проводить статистический анализ для выделения основных закономерностей;
- при получении данных с какого-либо аппарата можно применять методы цифровой обработки сигналов, определять гармоники, частотно-амплитудные характеристики и т.д.

Во втором случае требуется дополнительная предобработка данных, связанная с фильтрацией и сглаживанием для устранения шумов от оборудования. Также в данном случае разделяют стационарные (не меняющие свои характеристики во времени) и нестационарные (изменяющиеся на коротком промежутке) сигналы. Если для первых хорошо подходит разложение в ряд Фурье и анализ частотно-амплитудных характеристик, то для вторых более важны амплитудно-временные характеристики, которые можно анализировать с применением непрерывного вейвлет-преобразования (НВП), а при помощи дискретного вейвлет-преобразования (ДВП) можно сокращать размерность входных сигналов, удаляя, в частности, избыточные (неинформативные или малоинформативные) данные.

При анализе графических изображений ввиду большого объема данных после их сбора требуется дополнительная предварительная обработка для сокращения размерности входных данных. Такая обработка может быть осуществлена при помощи кластеризации изображения либо при его так называемой бинаризации (выделении границ объектов). В ряде случаев может быть применено и простое билинейное сжатие изображений. В настоящее время в связи с развитием аппарата свёрточных ИНС проблема предобработки изображений с целью упрощения выделения из них существенных признаков отошла на второй план, так как ИНС способны после обучения самостоятельно выполнять такие действия.

Следующим важным этапом является определение возможности разметки данных и формирование необходимого аппарата для неё. Этот этап достаточно важен, так как часто из-за недостатка данных нельзя применять, например, методы глубинного обучения ИНС. Стоит отметить, что и пользователи Интернета невольно участвовали в разметке наборов данных для компании Google, когда, заходя на сайт, видели окно проверки ReCAPTCHA, где требовалось выбрать фотографии с определённым содержанием. Проведение разметки данных позволяет определить используемый далее набор методов и алгоритмов для ИАД.

В случае недостатка (неполноты) данных можно использовать методики, связанные с аугментацией данных для повышения качества обучения ИНС, под которой понимается намеренное внесение в выборку зашумлений и искажений с целью ее расширения. То есть, имея некоторое множество примеров, можно сгенерировать новые, которые будут относиться к тем же классам, но при этом будут соответствовать гипотетическим ситуациям искажения снимаемых данных.

Последней и крайне важной задачей является интеграция с уже имеющимися системами ИАД и ИС в целом. Эта задача достаточно сложная, поскольку из-за множества технических и других обстоятельств нет возможности взаимодействовать с используемой системой через какой-либо открытый программный интерфейс. В данном случае требуется применять методы обратной разработки приложений с целью извлечения данных. А в разрабатываемых приложениях необходимо предусмотреть возможности переноса данных в имеющиеся системы или повторение их функционала.

Следующим рассмотренным этапом является непосредственно ИАД, включающий:

- поиск и устранения аномалий в зашумленных данных;
- построение выводов и рекомендаций ЛПР;
- использование ИНС и других методов для проведения кластеризации и классификации данных.

В зависимости от типа рассматриваемых данных можно применять различные методы и их интеграцию с целью повышения качества итогового результата.

Устранение аномалий в поступающей информации требуется для того, чтобы очистить выборку от тех примеров, которые могли попасть туда случайно, например, если объект был неправильно классифицирован (например, объект одного класса был отнесён к другому классу) или некоторый объект вообще не поддаётся классификации и его характеристики сильно отличаются от остальных объектов класса, к которому он был отнесён, равно как и от характеристик объектов других классов. Устранение аномалий может быть проведено как при «ручной» предварительной обработке данных, так и при помощи методов ИАД, в частности, на базе ИНС, особенно, если речь идет о больших наборах разнородных и получаемых из различных источников данных.

Отметим, что при наличии (в том числе после предварительной обработки) достаточно формализованных и структурированных данных (в формате реляционных моделей) могут быть применены такие методы ИАД как ДСМ-метод, методы на основе онтологий, деревьев решений, опорных векторов, биоинспирированные методы анализа, а также методы, основанные на использовании продукционных моделей, активно применяемых в ИС (ЭС, ИСППР), использующих экспертные знания, и другие методы.

Далее рассматривается важный вопрос с представлением результатов ИАД, получаемых системой, — их интерпретация и представление в виде, удобном для ЛПР. Важным методом образного представления результатов, помогающим ЛПР лучше воспринять и осознать проблемную ситуацию, является когнитивная графика, которая позволяет построить некоторый образ (модель), который будет быстрее и лучше восприниматься ЛПР, чем набор символов, текст, графики и т.д. Последнее может понадобиться для уточнения ЛПР проблемной ситуации и принятия решения по ее нормализации.

В выводах к первой главе формулируются основные задачи исследования и подходы к их решению.

Во второй главе описывается формальный аппарат, связанный с современными методами ИАД, включая обработку сигналов, ИАД на основе ИНС и экспертных знаний, когнитивной графики. Проводится анализ предметной области – анализ и диагностика патологий зрения, выделение основных сущностей этой области, типов собираемых данных. Полученные результаты необходимы для выбора наиболее эффективного метода ИАД, а также выбора наиболее информативных данных для исследования. Следует отметить, что предлагаемый аппарат (методы и подходы) достаточно универсален и может применен и в других предметных областях для решения аналогичных задач, что также будет отмечено далее.

В результате анализа предметной области и консультаций с экспертами были выделены следующие базовые параметры, характеризующие состояние пациента (его зрительный аппарат), представленные в виде данных типа «ключ-значение»:

- диск зрительного нерва – место (структура) соединения всех нервных волокон сетчатки, при анализе которого в первую очередь обращают внимание на такие факторы, как цвет и границы;
- макула глаза – анатомическая структура сетчатки, которая обеспечивает четкое зрение и цветовое восприятие зрительного образа и при исследовании которой выделяют следующие основные признаки: без очаговых изменений, рефлекс четкий смазан, дистрофические очажки, отёк;
- периферическое зрение – зрительное восприятие, за которое отвечают периферические отделы сетчатки и которое ответственно за светоощущение, способность видеть в сумеречное и тёмное время суток;
- поле зрения – угловое пространство, видимое глазом при фиксированном взгляде и неподвижной голове;
- острота зрения – определяется по минимальному угловому расстоянию между двумя точками, при котором они воспринимаются раздельно.

Данные типа образов:

- фотография глазного дна – фотография сетчатки, включая макулу, диск зрительного нерва и структуру сосудов сетчатки глаза;
- данные оптической когерентной томографии – трёхмерная картинка изменения структуры сетчатки и зрительного нерва.

Данные типа временных рядов – различные типы электроретинограмм (ЭРГ) – биопотенциалов сетчатки, снимаемых специальным прибором (электроретинографом) с глаза при подаче разных стимулирующих световых сигналов.

На основе полученных результатов производится уточнение специфики последующего сбора, предварительной обработки и ИАД в рамках поставленной прикладной задачи, и, далее, выявление методов ИАД, которые могут быть наиболее эффективны с учетом мнений экспертов.

При исследовании предметной области (ПО) – анализ и диагностика сложных патологий зрения – было установлено, что ЭРГ-оборудование (его программное обеспечение) не имеет средств для экспорта данных по организации БД для последующего ИАД с применением ИНС. Поэтому потребовалось провести анализ формата хранения данных и решить задачу обратной разработки, под которой понимается исследование ПО с целью определения внутренней структуры и форматов хранения данных.

В работе предложен оригинальный метод для определения структуры данных, хранимых в закрытых БД, характеризующихся отсутствием информации о внутренней структуре части полей БД, либо эта информация зашифрована.

Основные этапы метода:

- 1) определение типа БД, используемого в программе;
- 2) извлечение из программы данных для доступа к БД (логина и пароля, при их наличии);
- 3) извлечение информации о структуре БД;
- 4) извлечение из бинарных полей информации о временных рядах (наборах вещественных чисел):
 - поиск непрерывных последовательностей чисел в одном из форматов представления вещественных чисел в компьютере;
 - сравнение найденных последовательностей с имеющимися данными о ПО и их классификация;
 - поиск полей, содержащие дополнительную информацию (частоту дискретизации данных, количество данных, дополнительные метки).

Предложенный метод составляет основу разработанного программного конвертера для преобразования данных из закрытого формата (закрытой БД) в открытый формат (открытую БД) для возможности дальнейшей обработки данных (ИАД) и для обмена с другими системами.

Отметим, что при решении различных задач, связанных с обработкой данных (включая ИАД), возникает проблема преобразования данных из закрытого формата (свойственного различным приборам, в частности, для снятия ЭРГ в офтальмологии, ЭКГ в кардиологии и др.) в открытый и формирование открытых БД. К преимуществу разработанного алгоритма и созданного на его основе конвертера относится достаточная универсальность, позволяющая работать с различными типами закрытых данных. Разработанный конвертер зарегистрирован как программный продукт.

Необходимым этапом проводимого ИАД является разработка онтологии, отражающая основные этапы процесса анализа проблемной ситуации (обследования пациента) и формирование БЗ для диагностирования патологии (заболевания и его стадии) и назначения лечения.

Перечислим основные элементы разработанной онтологии.

Понятия (классы):

- 1) *обследование (O)* – проведение необходимого обследования;

- 2) *назначение* (N) – итоговый результат, рекомендованный экспертом (специалистом в области физиологии зрения) на основании анализа данных одного или ряда обследований;
- 3) *знание* (Z) – результат, полученный при ИАД, и экспертные знания, полученные от экспертов при помощи опросников и других методов прямого получения знаний от экспертов;
- 4) *документ порождения* (DR) – документ, порождаемый при генерации новых документов и связанный с одним из отношений порождения R_x .

Отношения:

- 1) *порождение* (R_{gen}) – порождение Z из множества O, Z, N ;
- 2) *обобщение* (R_{int}) – порождение Z из множества Z ;
- 3) *заключение* (R_{sum}) – порождение N из множества Z на основании экспертного заключения.

Предложенная онтология (рис. 1) позволяет описать процесс *порождения (вывода)* на временном интервале $[t, t+1]$ нового знания $Z(t+1)$ и назначения $N(t+1)$ из имеющихся знаний и назначений $Z(t), N(t)$ по следующим формулам:

$$Z(t+1) = R_{int}(R_{gen}((O(t) \times N(t) \times Z(t))^2)); N(t+1) = R_{sum}(Z(t+1)),$$

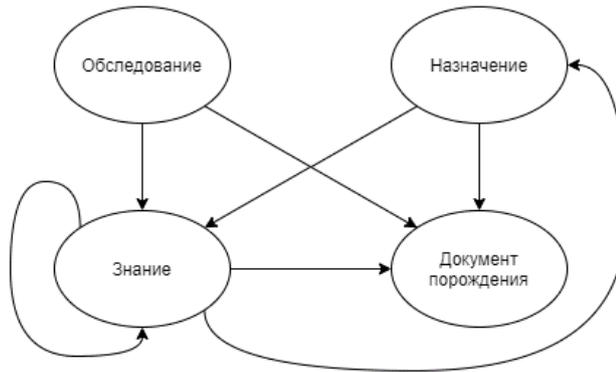


Рис. 1. Структура онтологии

Данная онтология отражает в целом процесс формирования (накопления) знаний в результате ИАД с использованием знаний эксперта.

Далее в главе анализируются различные фильтры для удаления помех из извлечённых временных рядов, методы сглаживания, сокращения размерности, выделения реперных точек и другой предварительной обработки. Предложены методы выделения особых точек сигналов (максимумов, минимумов, средних значений) и их отношений. Также рассматриваются вопросы применения ДВП для сокращения размерности входных данных. Показывается, что использование ДВП сохраняет основные характеристики сигнала.

В результате анализа, учитывая специфику используемых закрытых данных (закрытой БД) прибора для снятия ЭРГ, предложено для фильтрации и удаления искажений выбирать полосовой фильтр Баттерворта, позволяющий удалить наводки от сети электропитания в 50 Гц и нормализовать данные для устранения дрейфа нуля. Для сглаживания сигнала предложено применить окно Хэмминга.

Следует отметить, что при выполнении диссертационного исследования учитывались полученные ранее в НИУ «МЭИ» результаты по данной проблематике. Так, в работе ¹, представлена информация по обработке и классификации сигналов и оцениваются возможности различных методов по выделению признаков для проведения классификации патологий на основе данных ЭРГ. При этом структура ЭРГ определяется множеством параметров, которые требуют анализа экспертом (специалистом-офтальмологом) для определения их значений. В качестве базовых параметров для выполнения задачи классификации используются значения максимумов и минимумов кривых ЭРГ, а также абсциссы этих точек (рис. 2).

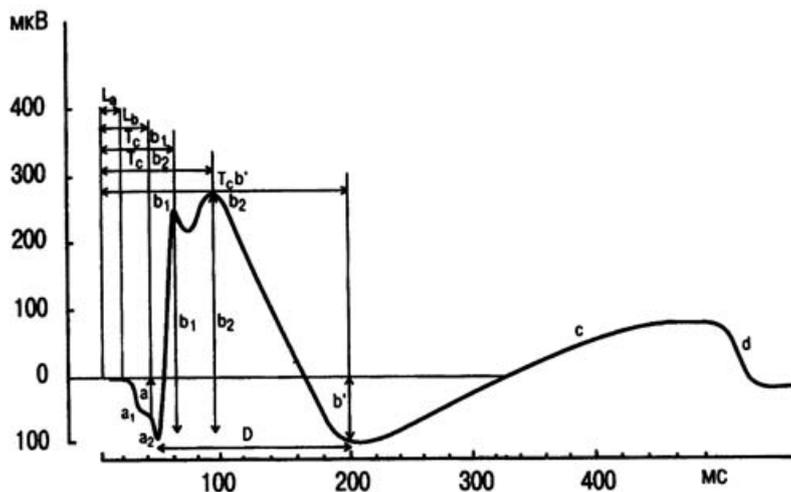


Рисунок 2. Схематическое изображение общей ЭРГ: a_1 и a_2 – амплитуда a -волны; b_1 и b_2 – амплитуда b -волны; D – длительность b -волны; L – латентный период; T_b – время кульминации. По оси ординат – амплитуда волн ЭРГ, по оси абсцисс – длительность волн ЭРГ

Дополнительно отметим, что при решении задачи анализа электрокардиограмм (ЭКГ), достаточно близкой к задаче анализа ЭРГ, используется методика, основанная на комбинации методов нечёткого k -среднего с ДВП для сокращения пространства входных данных. В результате проведенного сравнительного анализа выявлены базовые методы, которые могут быть применены для предварительной обработки исходных зашумленных данных и последующего применения ИАД на основе ИНС.

Первым из рассмотренных методов является метод главных компонент. Его использование обосновывается тем, что он позволяет выделять скрытые параметры в представленных данных. Установлено, что метод на основе разложения в ряд Фурье не является эффективным для анализа ЭРГ из-за нестационарности сигналов. Было предложено применить НВП. Установлено, что при предобработке данных и формировании открытой БД ДВП способно сократить размер входных данных и справиться с эффектом «проклятие размерности» (исключив избыточную информацию), а НВП позволяет представить сигнал в виде двумерного массива, что делает его удобным для последующего ИАД с применением ИНС.

В работе дан сравнительный анализ ряда типов (архитектур) ИНС с целью выбора наиболее предпочтительной ИНС для рассматриваемой ПО. Рассмотрена ИНС типа перцептрона с одним скрытым слоем (рис. 3). В качестве функции активации использована сигмоида. Данная ИНС предназначена в основном для дифференциальной диагностики на основе анализа двух соседних состояний для некоторого события и уточнения характеристики события.

¹ Анисимов Д.Н., Вершинин Д.В., Колосов О.С., Зуева М.В., Цапенко И.В. Диагностика текущего состояния динамических объектов и систем сложной структуры методами нечеткой логики с использованием имитационных моделей // Искусственный интеллект и принятие решений, № 3, 2012. С. 39-50.

Данные на входе ИНС нормируются в диапазоне от 0 до 1. Для обучения ИНС использовано 60% входных векторов, для валидации – 20% и для тестирования – 20%. В скрытом слое содержится 100 нейронов. Более подробно ИАД на основе данной ИНС описан в третьей главе. Используя данную ИНС, проводится уточнение результатов анализа (диагноза).

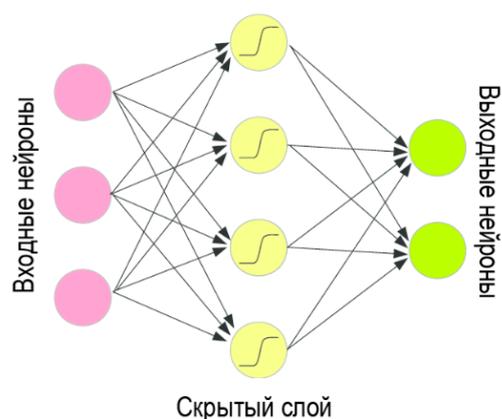


Рис. 3. ИНС с одним скрытым слоем

Далее рассмотрена задача классификации временных рядов на основе НВП с использованием свёрточных ИНС (CNN, Convolution Neural Network) (рис. 4). Такой интегрированный подход с сочетанием различных типов ИНС и реализованная на его основе программная система позволяют успешно обрабатывать данные, преобразованные с помощью НВП.

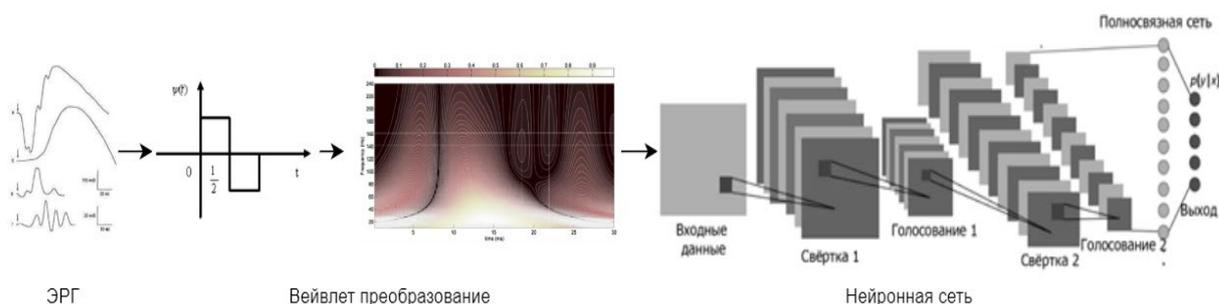


Рис. 4. Обработка сигнала при помощи сверточной ИНС и НВП

Для НВП используется вейвлет-преобразование типа вейвлет Хаара, позволяющее учитывать перепады графика, которые часто несут в себе наиболее важную информацию.

Исходные данные: выборка ЭРГ, размеченная по диагнозам, и тестовая выборка ЭРГ для проверки корректности работы ИНС.

В структуру сверточной ИНС входят следующие компоненты (см. рис. 4):

1) *слой свёртки* – обрабатывает изображение по фрагментам, проводя операцию свёртки при помощи ядра свёртки (матрицы, коэффициенты которой подбираются в процессе обучения);

2) *слой голосования* – реализует вычисление одного значения от нескольких результатов свёртки предыдущего слоя с целью сокращения размерности исходной выборки, при этом чаще всего используется функция взятия максимума (т.е. фактически выбираются наиболее проявленные признаки);

3) *полносвязная сеть* на выходе – служит для построения отображения из пространства выделенных признаков в пространство определённых классов (т.е. осуществляет классификацию, необходимую для постановки диагноза).

Предложенная сверточная ИНС позволяет с высокой точностью классифицировать входные данные. Кроме того, при ее применении формируется некоторый набор признаков, которые изначально не были предложены экспертом, но проявились в процессе обучения и являются важными для постановки и уточнения диагноза.

Для повышения эффективности ИАД при решении задачи диагностики предложено использовать ансамбль из нескольких CNN, на вход которых подаётся временной ряд, преобразованный предварительно с применением различных типов НВП (рис. 5), что позволяет увеличить качество получаемого на выходе результата.

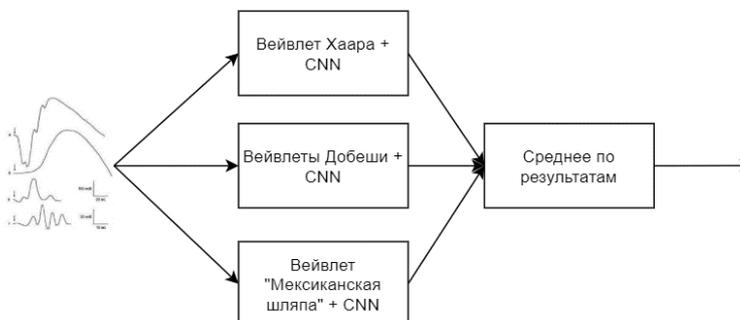


Рис. 5. Ансамбль из сверточных ИНС с применением разных типов НВП

Предложенный в работе обобщенный алгоритм классификации с предварительной обработкой исходной выборки на основе интеграции НВП и сверточных ИНС (с включением ранее рассмотренного алгоритма) состоит из следующих этапов.

Исходные данные: выборка сигналов, и тестовая выборка размеченная по классам для проверки корректности работы ИНС.

1. Для каждого результата исследования ЭРГ проводится НВП. Размер матрицы, получаемый в результате преобразования: 250x250.

2. Каждой полученной матрице присваивается случайное значение для вектора признаков.

3. Производится итерация обучения CNN (размеры сети – 3 слоя, на первом свёртка 50x50, на втором - 25x25, на третьем – 10x10). В качестве значения отклонения ожидаемого результата от полученного используется ошибка алгоритма k-средних.

4. Проводится итерация алгоритма k-средних на основе выделенных признаков. Выделяются новые метки классов для входных данных.

5. Если изменение ошибки работы сети больше, чем некоторая константа (по сравнению с прошлой итерацией), то возврат к шагу 3.

Результат: классификация по заранее определенным классам (например, типам патологий).

С применением полученных результатов разработан алгоритм анализа данных о сложных проблемных ситуациях на примере диагностики патологий зрения (рис. 6).

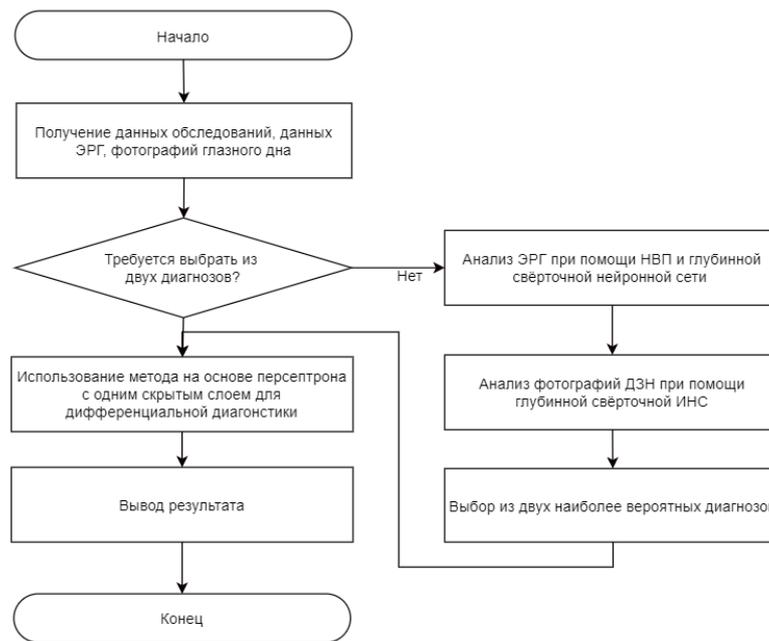


Рис. 6. Алгоритм анализа данных о сложных проблемных ситуациях на примере диагностики патологий зрения

В заключение исследовался каскад (рис. 7) из двух сверточных ИНС одинаковой структуры для анализа изображений (фотографий патологий зрения): первая сеть определяла сам факт наличия патологии, вторая использовалась для классификации (диагностики) патологии. Такая двухэтапная схема позволила сократить время классификации, так как на вход второй сети поступают только данные, связанные с патологией.

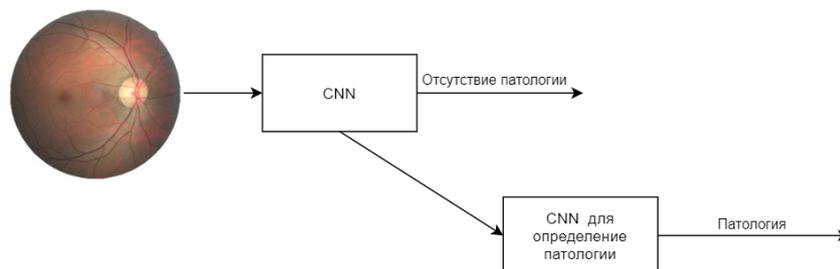


Рис. 7. Каскад из двух сверточных ИНС для определения наличия патологии и её классификации (диагностики)

Используемые в каскаде CNN аналогичны тем, что использовались ранее, но с большей глубиной (т.е. с большим количеством слоёв).

Основными результатами второй главы являются сравнительный анализ, выбор и разработка методов сбора, предварительной обработки закрытых и зашумленных данных и перевод их в открытые данные с сокращением размерности с целью последующего ИАД с применением ИНС.

В **третьей** главе рассмотрены задачи, связанные с ИАД на примере сложных патологий зрения с использованием предложенного выше аппарата анализа ЭРГ, извлечения наиболее информативных данных, онтологии ПО, ИНС с применением знаний эксперта и средств когнитивной графики в плане создания на его основе ИСППР экспертного типа для анализа и диагностики сложных проблемных ситуаций на примере патологий зрения.

При анализе ЭРГ выделяются следующие параметры (см. рис. 2):

- минимальное значение;

- максимальное значение;
- среднее значение;
- среднеквадратичное отклонение;
- крутость скачка в сигнале (получено при помощи вейвлет-преобразования);
- значение дискретного вейвлет-преобразования;
- минимум разницы между средним для диагноза и наблюдаемым значением.

Поскольку анализируется два типа исследований ЭРГ, первое из которых – замер реакции на одну вспышку, а другой – на последовательность вспышек, то использована совокупность параметров и построены матрицы из следующих наборов:

- минимальное значение, максимальное значение, крутость скачка в сигнале, минимум разницы между средним для диагноза и сигналом (10 параметров);
- данные от ДВП (20 параметров);
- все анализируемые параметры (30 параметров).

Анализ качества обучения ИНС на этих выборках приводится в четвёртой главе.

Формальная модель предлагаемого когнитивного образа (КО) для визуализации и диагностики патологий зрения включает следующие компоненты (в автореферате приведена только часть модели).

Аксиомы - описывают построения элементов (элементарных КО) каждого вида:

- 1) образ «Палочка» состоит из двух эллипсов и находится в первом слое сетчатки;
- 2) образ «Колбочка» состоит из трех эллипсов и находится в первом слое сетчатки;
- 3) образ «Биполяр» состоит из прямоугольника и эллипса, занимающего 0.3 части от всего элемента, и находится во втором слое.

Отношения (связи) между элементами различных слоев:

- 1) образы «Палочка» и «Колбочка» могут быть связаны с элементами «Биполяр» и «Горизонтальная клетка»;
- 2) образы «Биполяр» и «Амакриновая клетка» могут быть связаны с элементом «Ганглиозная клетка»;
- 3) образ «Ганглиозная клетка» имеет связь вниз, называемую «Аксон».

и т.д.

Множество концептов:

- 1) $C_1 = (\text{Палочка}, 0, \text{Биполяр(палочковый)}, A_1)$;
- 2) $C_2 = (\text{Колбочка}, 0, \text{Биполяр(колбочковый)}, A_2)$;
- 3) $C_3 = (\text{Биполяр(палочковый)}, \text{Палочка}, \text{Ганглиозная клетка}, A_3)$;

и т.д.

Для каждого концепта определяются список из трех атрибутов $A_i = \{A_i^u \mid u=1,2,3\}$

- 1) $A_i^1 = (\text{Цвет}, 3 \text{ числа}, 0-255)$;
- 2) $A_i^2 = (\text{Ширина}, \text{число}, W_i)$;
- 3) $A_i^3 = (\text{Высота}, \text{число}, H_i)$;

Множество наборов показателей:

$P = \{P_i^h \mid h=1, 2, \dots, r\}$

$P_i^h = (\text{Вид исследования}, \text{показатель}, \text{значение})$;

- 1) $P_i^1 = (\text{Максимальная ЭРГ}, Aa, 155-290)$ – показывает изменение в фоторецепторах (палочки и колбочки);
- 2) $P_i^2 = (\text{Максимальная ЭРГ}, Ta, 14-22)$ – показывает время процессов фототрансдукции в фоторецепторах;
- 3) $P_i^3 = (\text{Максимальная ЭРГ}, Ab, 290-350)$ – оценивает функциональную активность биполярных клеток и клеток Мюллера;

и т.д.

Множество продукционных правил, образующих базу правил (БЗ). Левая часть (условие, посылка) правила – набор показателей, правая (заключение, результат) – набор концептов с атрибутами.

Примеры продукционных правил:

- Если P^1 (Максимальная ЭРГ, Aa , 60), то A_1^1 (100.100.70) (цвет тусклый);
 - Если P^1 (Максимальная ЭРГ, Aa , 100), то A_1^1 (150.150.79) (цвет умеренный);
 - Если P^1 (Максимальная ЭРГ, Aa , 150), то A_1^1 (200.220.100) (цвет яркий);
- и т.д.

Если выполняется одно из условий правила, то заключение правила используется при построении КО компонентов глаза (например, сетчатки).

Предложенная модель позволяет создавать КО, отображающие связь между наблюдаемыми ЭРГ и изменениями в сетчатке глаза пациента.

Пример построенной с использованием КО корреляционной матрицы, отображающей связь между параметрами, характеризующими состояние сетчатки, представлен на рис. 8.

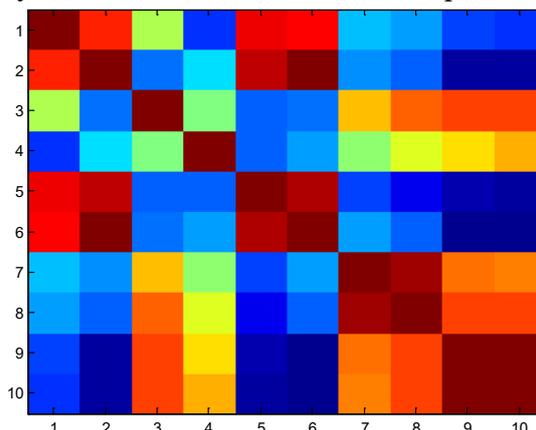


Рис. 8. Пример корреляционной матрицы: холодные цвета (голубые, синие) показывают слабую корреляцию параметров, а тёплые (коричневые, красные) – сильную

В результате анализа с участием экспертов предложенных корреляционных матриц было принято решение о выборе параметров для обучения ИНС.

Основные блоки БД (отображаемая в виде страниц-экранов) для хранения исходной и промежуточной информации, используемой для ИАД, представлена на рис. 9. На рис. 10 представлена схема организации данных в БД.

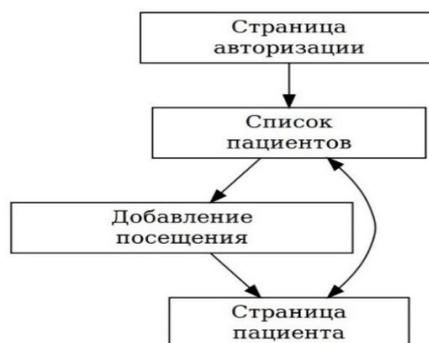


Рис. 9. Основные блоки (страницы-экраны) БД

Результатами третьей главы являются формализация предметной области, разработка методов и средств ИАД на основе ИНС и вейвлет-преобразований, формальный аппарат когнитивной графики, методы и средства предварительной обработки данных.

В четвёртой главе описываются результаты применения разработанного аппарата для ИАД о проблемных ситуациях (патологиях зрения) с применением ИНС и образного представления ситуации на основе когнитивной графики (КО).

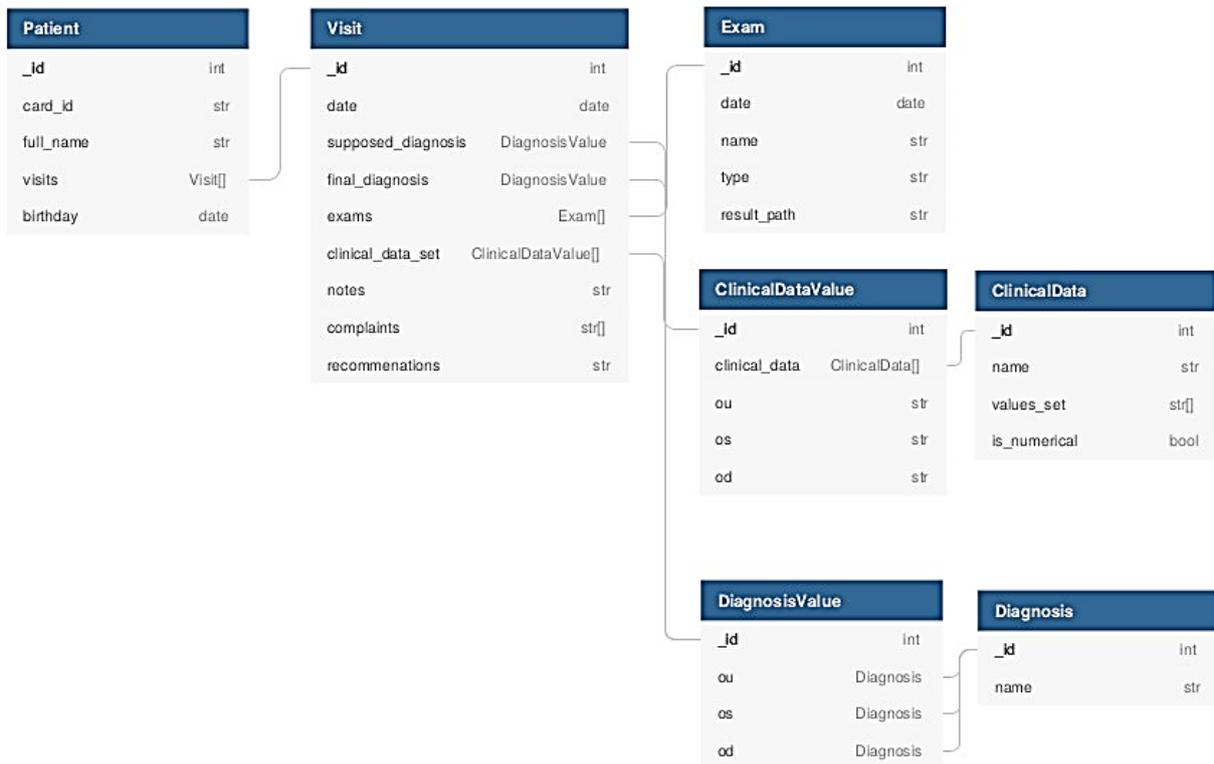


Рис. 10. Схема БД

Результаты, полученные с применением ИНС на основе перцептрона с одним скрытым слоем для дифференциальной диагностики наблюдаемой ситуации (состояния сетчатки), представлены в табл. 1. Сами выборки сформированы и описаны в третьей главе.

Установлено, что комбинация разных наборов данных позволяет повысить точность обучения, что особенно важно при наличии малого количества входных примеров.

В случаях наличия нескольких патологий использованы НВП и сверточные ИНС.

Тестирование осуществлялось на выборке из 1400 исследований ЭРГ, при этом 800 исследований использовалось для обучения ИНС, 100 для валидации и 500 для оценки качества полученного результата (диагноза).

Средняя точность результата составила 91%, что признано экспертами как достаточно высокая.

Таблица 1. Результаты работы ИНС с одним скрытым слоем

Номер выборки	Точность обучения	Точность валидации	Точность проверки	Общая точность
1	88,5%	100%	90,9%	93%
2	96%	88,9%	88,9%	93%
3	100%	100%	88,9%	97,7%

На рис. 11 приведен пример графиков (данных ЭРГ), соответствующих патологии (заболеванию) глаукома и используемых для тестовых выборок.

Следует отметить, что разработанный аппарат был также успешно применен при анализе данных ЭКГ.

При использовании для тестирования в качестве исходных данных изображений (фотографий) глазного дна точность определения наличия патологии составила более 90%, но точность определения (диагностики) самой патологии (ее классификации) была на уровне 30%. Невысокая точность в этом случае объясняется невысоким качеством и слабой информативностью представленных фотографий.

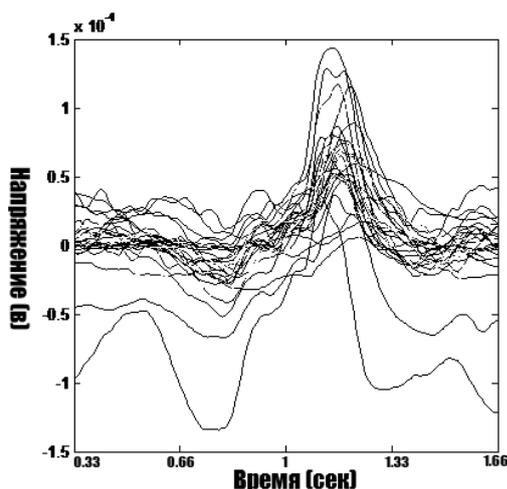


Рис. 11. Примеры графиков наблюдаемых сокращений ответа сетчатки глаза в диапазоне 1,1-1,4 сек при глаукоме

Обобщенная структура прототипа ИСППР экспертного типа для анализа проблемных ситуаций на основе разработанного аппарата – методов и алгоритмов препроцессорной обработки закрытых данных, формирования БД, ИАД с применением ИНС, КО и экспертных знаний – представлена на рис. 12. Данная ИСППР позволяет накапливать информацию, проводить сбор и предварительную обработку зашумленных разнородных данных, получаемых из разных источников, формировать онтологию, БД и БЗ, используемые для ИАД о сложных проблемных ситуациях, диагностировать (классифицировать) эти ситуации и выдавать рекомендации ЛПР, повышая тем самым качество принимаемых решений, а также может быть использована для обучения молодых специалистов.

В четвертой главе проведено компьютерное моделирование с целью проверки эффективности полученных результатов, описана структура прототипа ИСППР.

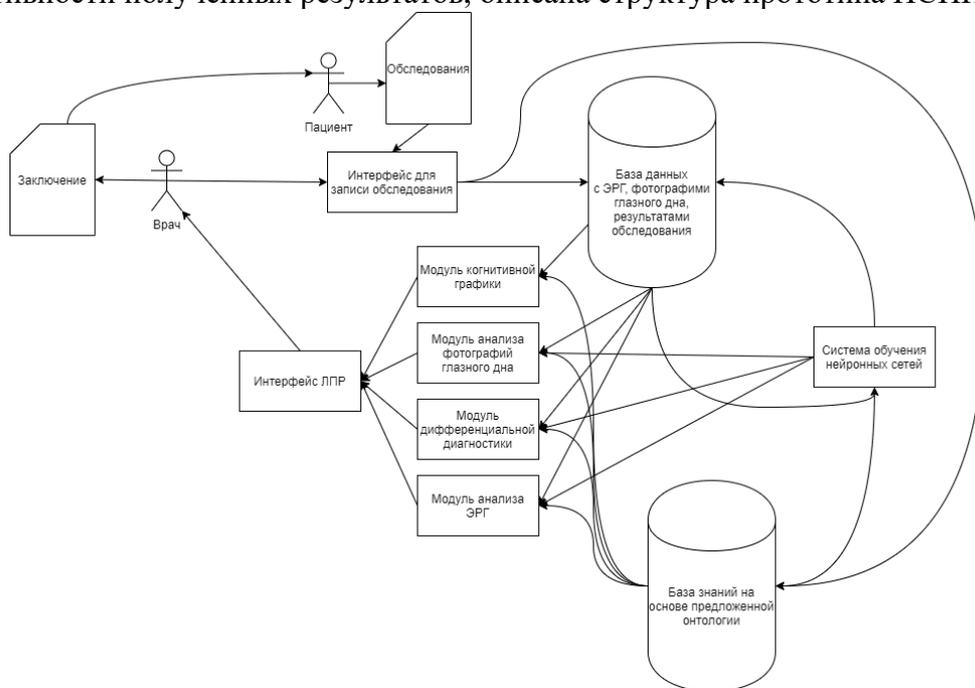


Рис. 12. Общая схема прототипа ИСППР для анализа проблемных ситуаций

В заключении изложены основные научные результаты проведенных исследований, отмечены их новизна и возможность их практического использования.

ОСНОВНЫЕ РЕЗУЛЬТАТЫ И ВЫВОДЫ

В плане достижения главной цели исследования, направленной на повышение качества представления и анализа информации за счет разрабатываемых методов и алгоритмов ИАД о сложных проблемных ситуациях с использованием онтологии, нейросетевого подхода и когнитивной графики и создания на основе полученных результатов прототипа ИСППР экспертного типа для поддержки ЛПР при обнаружении, диагностике проблемных ситуаций и поиске эффективных решений по их устранению (нормализации), а также для обучения начинающих специалистов, получены следующие основные результаты.

1. Проведено исследование современных методов сбора и предварительной обработки данных, методов для подготовки данных к формированию онтологии и последующему анализу при помощи ИНС с использованием ДВП и НВП, а также для выделения основных характеристик сигналов.

2. Предложены оригинальные методы для получения данных из закрытых БД и их объединение в единую информационную открытую БД с учётом наличия зашумлённости и других НЕ-факторов на основе разработанной онтологии.

3. Предложена интеграция трех разных методов ИАД (анализ сигналов с выделением характеристик, анализ сигналов при помощи глубинных (сверточных) ИНС, анализ изображений) для данных разного формата, получаемых из различных источников, с целью получения единого и более качественного заключения по диагностированию патологии.

4. Разработан формальный аппарат когнитивной графики (создания КО) в виде набора специальных продукционных правил для помощи эксперту и ЛПР при анализе и диагностике сложных проблемных ситуаций (на примере патологий зрения).

5. Разработана обобщенная архитектура и базовые программные средства прототипа ИСППР для анализа проблемных ситуаций на основе полученных в работе результатов – методов и алгоритмов препроцессорной обработки закрытых данных, формирования онтологии, БД, ИАД с применением ИНС, КО и экспертных знаний.

6. Полученные результаты используются в учебном процессе кафедры Прикладной математики и искусственного интеллекта (ПМИИ) при обучении студентов по направлению «Прикладная математика и информатика», а также в научных исследованиях, выполняемых кафедрами ПМИИ, Управления и интеллектуальных технологий (УИТ) НИУ «МЭИ» совместно с отделом клинической физиологии зрения им. С.В. Кравкова «НМИЦ ГБ им. Гельмгольца» в плане создания ЭС (ИСППР экспертного типа) для обучения молодых специалистов и помощи врачам-офтальмологам в обнаружении, анализе и диагностике сложных патологий зрения (особенно на ранних стадиях заболевания) и нахождении эффективных методов лечения, и в НИР выполняемых на кафедре ПМИИ по грантам РФФИ: проект РФФИ № 17-07-00553_a (НИР МЭИ № 3016170), проект РФФИ № 18-29-03088_мк (НИР МЭИ № 3026180), проект РФФИ № 14-01-00427_a (НИР МЭИ № 3027140).

7. Разработанные программные средства «Программный комплекс с интеллектуальной поддержкой принятия решений и когнитивной графикой» и «Программа для преобразования закрытого формата данных в базе данных в открытый формат с возможностью экспорта в другие программные продукты» зарегистрированы и получены свидетельства о регистрации.

ОСНОВНЫЕ ПУБЛИКАЦИИ ПО ТЕМЕ ИССЛЕДОВАНИЙ

Статьи в изданиях из перечня ВАК

1. Еремеев А. П., Ивлиев С.А. Построение онтологии на основе нереляционной базы данных для интеллектуальной системы поддержки принятия решений медицинского назначения // Программные продукты и системы. 2017. № 4. – С. 739-744.

2. Еремеев А.П., Ивлиев С.А. Разработка базы данных и конвертера для извлечения и анализа специализированных данных, получаемых с медицинского аппарата // Программные продукты и системы. 2019. № 3. – С. 512-517.

3. Еремеев А.П., Ивлиев С.А. Методы и программные средства прототипа интеллектуальной системы поддержки принятия решений для анализа и диагностики сложных патологий зрения // Вестник МЭИ. 2020. № 5. – С. 140-147.

Статьи в изданиях, входящих в Web of Science, Scopus

4. Eremeev A. Ivliev S. Using Convolutional Neural Networks for the Analysis of Nonstationary Signals on the Problem Diagnostics Vision Pathologies // Kuznetsov S., Osipov G., Stefanuk V. (eds) Artificial Intelligence. RCAI 2018. Communications in Computer and Information Science, vol 934, pp 164-175. Springer, Cham. https://doi.org/10.1007/978-3-030-00617-4_16

5. Eremeev A.P., Ivliev S.A., Kolosov O.S., Korolenkova V.A., Pronin A.D., Titova O.D. (2020) Creating Spaces of Temporary Features for the Task of Diagnosing Complex Pathologies of Vision. In: Hu Z., Petoukhov S., He M. (eds) Advances in Intelligent Systems, Computer Science and Digital Economics. CSDEIS 2019. Advances in Intelligent Systems and Computing, vol 1127, pp 187-204. Springer, Cham https://doi.org/10.1007/978-3-030-39216-1_18

6. A. P. Eremeev, S. A. Ivliev, V. N. Vagin Using Nosql Databases and Machine Learning for Implementation of Intelligent Decision System in Complex Vision Patalogies // 2018 3rd Russian-Pacific Conference on Computer Technology and Applications (RPC), Vladivostok, 2018, pp. 1-4. <https://doi.org/10.1109/RPC.2018.848> Eremeev A.P., Ivliev S.A., Kolosov O.S., Korolenkova V.A., Pronin A.D., Titova O.D. (2020) Creating Spaces of Temporary Features for the Task of Diagnosing Complex Pathologies of Vision. In: Hu Z., Petoukhov S., He M. (eds) Advances in Intelligent Systems, Computer Science and Digital Economics. CSDEIS 2019. Advances in Intelligent Systems and Computing, vol 1127. Springer, Cham https://doi.org/10.1007/978-3-030-39216-1_18

Прочие статьи, доклады и тезисы докладов на конференциях

7. Еремеев А.П., Ивлиев С.А. Анализ и диагностика сложных патологий зрения на основе вейвлет-преобразований и нейросетевого подхода // Интегрированные модели и мягкие вычисления в искусственном интеллекте. Сборник научных трудов VIII-й Международной научно-практической конференции (Коломна, 18-20 мая 2015 г.). В 2-х томах. – М.: Физматлит, 2015. Т. 2. – С. 589-595.

8. Еремеев А.П., Ивлиев С.А. Диагностика заболеваний зрения на основе нейронных сетей // Современные технологии в задачах управления, автоматизации обработки информации: Труды XXIV Международной научно-технической конференции, (14-20 сентября 2015 г., Алушта. – М.: Издательский дом МЭИ, 2015. – С. 122-123.

9. Еремеев А.П., Ивлиев С.А. ИСПОЛЬЗОВАНИЕ СВЁРТОЧНЫХ НЕЙРОННЫХ СЕТЕЙ ДЛЯ АНАЛИЗА НЕСТАЦИОНАРНЫХ СИГНАЛОВ НА ПРИМЕРЕ ЗАДАЧИ ДИАГНОСТИКИ ПАТОЛОГИЙ ЗРЕНИЯ // Шестнадцатая Национальная конференция по искусственному интеллекту с международным участием КИИ-2018 (24–27 сентября 2018 г., г. Москва, Россия). Труды конференции. В 2-х томах. Т 2. – М.: РКП, 2018. – С. 282. ISBN 978-5-600-02247-8.

Личный вклад соискателя в работах, написанных в соавторстве

В работах [1, 6] заключается в построении онтологии и её практической реализации с использованием NoSQL баз данных.

В работах [2, 5] в разработке методов сбора обучающих выборок и их подготовки для анализа.

В работах [3, 4, 7-9] заключается в разработке методов и средств ИАД при помощи ИНС и проведении исследований на основе предложенных методов.

Зарегистрированные программные продукты

1. Еремеев А.П., Ивлиев С.А. Программный комплекс с интеллектуальной поддержкой принятия решений и когнитивной графикой. Российская Федерация. Свидетельство о государственной регистрации программы для ЭВМ №2019660564 от 07.08.2019. Вклад соискателя заключается в интеграции методов и разработке программного обеспечения.

2. Еремеев А.П., Ивлиев С.А. Программа для преобразования закрытого формата данных в базе данных в открытый формат с возможностью экспорта в другие программные продукты. Российская Федерация. Свидетельство о государственной регистрации программы для ЭВМ № 2019660567 от 07.08.2019. Вклад соискателя заключается в разработке структуры БД и программного обеспечения для преобразования.