

На правах рукописи

КОЖЕМЯКИН Леонид Валерьевич

**МЕТОДЫ И АЛГОРИТМЫ ПРЕДОБРАБОТКИ
ОГРАНИЧЕННЫХ ДАННЫХ И ОЦЕНКИ КАЧЕСТВА
НЕПОЛНОСВЯЗНЫХ НЕЙРОННЫХ СЕТЕЙ
ПРИ ИХ ПОСТРОЕНИИ НА ОСНОВЕ
КОРНЕЙ ПРИНЯТИЯ РЕШЕНИЙ**

2.3.1. Системный анализ, управление
и обработка информации, статистика

АВТОРЕФЕРАТ

диссертации на соискание ученой степени
кандидата технических наук

Пермь 2024

Диссертационная работа выполнена в Федеральном государственном автономном образовательном учреждении высшего образования «Пермский национальный исследовательский политехнический университет» и в Обществе с ограниченной ответственностью «Пермский центр поддержки принятия решений»

Научный руководитель: **Алексеев Александр Олегович,**
кандидат экономических наук, доцент

Официальные оппоненты: **Сараев Павел Викторович,**
доктор технических наук, доцент,
Федеральное государственное бюджетное образовательное учреждение высшего образования «Липецкий государственный технический университет», профессор кафедры «Автоматизированные системы управления»

Горбаченко Владимир Иванович,
доктор технических наук, профессор,
Федеральное государственное бюджетное образовательное учреждение высшего образования «Пензенский государственный университет», заведующий кафедрой «Компьютерные технологии»

Ведущая организация: Федеральное государственное бюджетное образовательное учреждение высшего образования «Юго-Западный государственный университет»

Защита состоится «20» сентября 2024 г. в 15:00 на заседании диссертационного совета Пермского национального исследовательского политехнического университета Д ПНИПУ.05.21 по адресу: 614990, Пермский край, г. Пермь, Комсомольский проспект, д. 29, ауд. 345.

С диссертацией можно ознакомиться в библиотеке и на сайте Пермского национального исследовательского политехнического университета (www.pstu.ru).

Автореферат разослан «19» июля 2024 г.

Ученый секретарь
диссертационного совета,
кандидат экономических наук,
доцент

Алексеев Александр Олегович

I. ОБЩАЯ ХАРАКТЕРИСТИКА РАБОТЫ

Актуальность исследования. Известно, что искусственные нейронные сети являются универсальным аппроксиматором. Однако качество аппроксимации напрямую связано как с объёмом обучающих данных, так и с выбором необходимой архитектуры нейронной сети и количеством нейронов на слоях этой сети.

На развитие искусственных нейронных сетей существенное значение оказало доказательство А.Н. Колмогоровым и В.И. Арнольдом возможности представления непрерывных функций многих переменных в виде суперпозиции функций меньшего числа переменных. Представление дискретных многозначных функций многих переменных в виде суперпозиции функций двух переменных получило применение в проектировании систем и механизмов комплексного оценивания (МКО). В 2020 году было показано, что любой МКО может быть представлен в форме неполносвязной искусственной нейронной сети с каскадной структурой. В том же году независимо были получены несколько методов решения задачи синтеза МКО на основе обучающих примеров. Эти обстоятельства позволяют комплексировать технологии обучения нейронных сетей и МКО. В 2021 году было предложено новое название для МКО – корни принятия решений. Поэтому искусственные нейронные сети, построенные на основе МКО, в данной работе называются «нейронные сети, основанные на корнях принятия решений».

До настоящего исследования неизвестным являлся ответ на вопрос, будет ли достигнуто допустимое с прикладной точки зрения качество нейронных сетей, основанных на корнях принятия решений, если область определения исходных данных разделить на интервалы, каждому из которых установить дискретное значение, и по полученному набору дискретных данных идентифицировать корень принятия решений, последнее представить в виде нейронной сети и затем обучить её на исходных данных в непрерывном виде? При этом существенным ограничением для идентификации корней принятия решений является число анализируемых переменных, поскольку их количество экспоненциально определяет вариативность структур корней принятия решений. Таким образом, сохраняет актуальность выявление наиболее значимых переменных на этапе предварительной обработки данных.

Степень разработанности темы исследования. Распространённым подходом при работе с ограниченными данными является расширение имеющейся выборки. Развитием бутстреп-методов занимались М.Н. Quenouille, J.W. Tukey, В. Efron, А.И. Орлов, А.Р. Henderson, С.А. Анатольев, А.В. Антонов, С.В. Соколов, В.А. Чепурко, К.Н. Маловик, И.А. Чумаков, В.К. Шитиков, Г.С. Розенберг, Е.С. Vanjanovic, J.W. Osborne, А.А. Белых, А.В. Аталян и др. Альтернативным способом расширения имеющейся выборки является генерация синтетических данных, которой занимались D.B. Rubin, Н. Kvamström, L. Moniz, С.М. Bowen, А. Sistrunk, J. Awan, Z. Cai, V. Firoiu, С.И. Николенко, J. Jordon, L. Szpruch, F. Houssiau, M. Bottarelli, G. Cherubin, С. Maple, S.N. Cohen, А. Weller, А.Н. Рабчевский и др.

Другим подходом к анализу ограниченных данных является исключение переменных, которые могут быть признаны источниками шума. Для оценки и борь-

бы с шумом разработаны различные методы фильтрации, которыми занимались R.E. Kalman, R.S. Bucy, G.E.P. Box, G.M. Jenkins, D. Wilson, R.J. Hickey, A. Felinger, C.E. Brodley, M.A. Friedl, D. Gamberger, N. Lavrac, C. Groseelj, H. Xiong, T.M. Khoshgoftaar, P. Rebours, X. Wu, X. Zhu, A. Malossini, N.E. Huang, Ю.А. Каламбет, Ю.П. Козьмин, С.А. Мальцев, А.С. Самохин, В. Frenay, M. Verleysen, J.A. Saez, M.B. Куликова, Г.Ю. Куликов и др.

Для обработки данных без какой-либо фильтрации Е.В. Луценко предложена методология автоматизированного системно-когнитивного анализа (АСК-анализа). Эффективность методов АСК-анализа была многократно показана в работах В.С. Симанкова, В.Н. Лаптева, В.И. Лойко, О.А. Макаревича, Т.П. Барановской, В.Е. Коржакова, Н.А. Чередниченко, А.П. Трунева, в том числе при работе с ограниченными данными.

Алгоритмы поиска иерархического представления набора решающих правил в виде деревьев решений, в том числе градиентный бустинг, относятся к методам машинного обучения, используемым для решения задач классификации и регрессии, которыми занимались С.I. Hovland, E.B. Hunt, J. Marin, P.J. Stone, L. Breiman, J. Friedman, R.A. Olshen, C.J. Stone, J.R. Quinlan, S.P. Curram, J. Mingers, L. Rokach, O.Z. Maimon, А.Н. Сулейманова, В.Н. Гридин, И.Л. Кафтаников, А.В. Парасич, Г.С. Степович-Цветкова и др.

Разработкой и применением нейронных сетей занимались А.И. Галушкин, G.V. Sybenko, А.Н. Горбань, Л.Н. Ясницкий, Ф.М. Черепанов, В.Е. Лялин, В.А. Лоренц, Ю.И. Еременко, А.И. Глуценко, В.А. Головки, В. В. Краснопрошин, В.Ю. Столбов, А.В. Клюев, В.И. Горбаченко, А.В. Макаренко и др. Каскадным нейронным сетям, ставшим основой для развития нейронных сетей глубокого обучения, посвящены работы Y. LeCun, Y. Bengio, Э.Д. Аведьян, Г.В. Баркан, И.К. Левин и др. Свёрточными нейронными сетями занимались D. Ciresan, U. Meier, L. Gambardella, J. Schmidhuber, A. Krizhevsky под руководством G. Hinton, S. Ioffe, H.A.M. Williams, M.H. Jones, M. Nejati, M.J. Seabright, В.А. MacDonald, T. Wiatowski, H.A. Bolcskei и др. Гибридные и нейро-нечёткие модели исследовали С.Т. Lin, С.А. Филист, В.А. Алексеев, П.В. Сараев и др.

Проектированием систем и механизмов комплексного оценивания (корней принятия решений) занимались А.М. Черкашин, В.А. Глотов, В.В. Павельев, В.Б. Гусев, В.Н. Бурков, Н.А. Коргин, В.А. Сергеев, Д.А. Новиков, С.А. Баркалов, В.А. Харитонов, Р.Ф. Шайдулин, А.А. Белых, А.О. Алексеев и др.

Несмотря на многообразие методов анализа данных, а также способов их применения в случае ограниченных данных, проверке подлежит качество обучения искусственных нейронных сетей, основанных на корнях принятия решений. Это определило объект, предмет, цель и задачи настоящего исследования.

Объектом исследования являются интеллектуальные системы обработки информации.

Предметом исследования являются методы и алгоритмы предварительной обработки информации в условиях ограниченного набора данных.

Цель диссертационного исследования – оценка качества неполносвязных нейронных сетей, основанных на корнях принятия решений, с помощью методов и алгоритмов предобработки данных.

Основные задачи исследования:

1. Выполнить анализ математических и инструментальных методов обработки информации и обосновать выбор методов, применимых для предварительной обработки в условиях ограниченных данных.

2. Разработать алгоритмическое обеспечение информационной системы проектирования и обучения искусственных нейронных сетей, основанных на корнях принятия решений.

3. Провести многократные вычислительные эксперименты по обучению и тестированию нейронных сетей и оценить полученное качество в условиях ограниченных данных.

Положения, выносимые на защиту, обладающие научной новизной:

1. Предложены правила и методы обработки ограниченных данных, отличающиеся от известных тем, что области определения исходных данных разбиваются на интервалы, образуя набор дискретных данных, на основе которых идентифицируются корни принятия решений и строятся неполносвязные нейронные сети, в конце обучаемые на исходном наборе данных. Такая предобработка данных позволяет сократить поиск нужной структуры неполносвязной нейронной сети (*п. 4 паспорта специальности 2.3.1 – «Разработка методов и алгоритмов решения задач системного анализа, оптимизации, управления, принятия решений, обработки информации и искусственного интеллекта»*).

2. Разработано алгоритмическое обеспечение информационной системы проектирования и обучения искусственных нейронных сетей, основанных на корнях принятия решений, отличающееся от известных тем, что неполносвязность нейронных сетей обеспечивается во всех узлах её структуры. Это позволяет осуществлять многократные вычислительные эксперименты по анализу устойчивости результатов обучения неполносвязных нейронных сетей, включая кросс-валидацию в условиях ограниченных данных (*п. 5 паспорта специальности 2.3.1 – «Разработка специального математического и алгоритмического обеспечения систем анализа, оптимизации, управления, принятия решений, обработки информации и искусственного интеллекта»*).

3. Предложен метод оценки качества обучения нейронной сети в условиях ограниченных данных, отличающийся от известных тем, что результаты многократного обучения нейронной сети без предобработки данных сравниваются с результатами, полученными на основе предобработки, путём поиска неполносвязной нейронной сети. Результаты многократных экспериментов при разных структурах нейронных сетей показали, что качество неполносвязных нейронных сетей в среднем превосходит качество полносвязных нейронных сетей, сопоставимых по числу искомым в процессе обучения параметров (*п. 3 паспорта специальности 2.3.1 – «Разработка критериев и моделей описания и оценки эффективности решения задач системного анализа, оптимизации, управления, принятия решений, обработки информации и искусственного интеллекта»*).

Теоретическая значимость. Впервые выполнена оценка качества искусственных нейронных сетей, основанных на корнях принятия решений в условиях ограниченного набора исходных данных.

Разработанные методы использовались на лекционных и практических занятиях по дисциплинам «Дискретная математика и математическая логика», «Системы искусственного интеллекта», «Искусственный интеллект и машинное обучение».

Практическая значимость. Создано программное обеспечение, позволяющее проектировать и обучать неполносвязные нейронные сети на основе корней принятия решений. Программное обеспечение используется как составной компонент виртуальной среды интеллектуального анализа данных «Data to Decisions» (D2D.Platform), разработанное ООО «Пермский центр поддержки принятия решений» в рамках НИОКР «Разработка и тестирование прототипа многопользовательской виртуальной среды интеллектуального анализа данных» (регистрационный номер ЕГИСУ НИОКТР 122122600007-1). Также программное обеспечение использовалось при выполнении фундаментальных исследований в рамках соглашений в 2022 и 2023 гг. с АНО «Научно-образовательный центр мирового уровня «Рациональное недропользование» по проекту «Новые материалы и технологии для медицины». Созданы два результата интеллектуальной деятельности, которые отнесены к категории «секрет производства (ноу-хау)» и заключены лицензионные договоры на их использование с ООО «Системы диагностик».

Методология и методы исследования. Теоретическую и методологическую основу исследования составляют общая теория систем и системный анализ, теория информации, теория принятия решений. В исследовании применялись методы автоматизированного системно-когнитивного анализа, методы и алгоритмы синтеза механизмов комплексного оценивания (корней принятия решений), методы обучения искусственных нейронных сетей. Обработка данных выполнялась с помощью различных информационных систем, таких как автоматизированная когнитивная аналитическая система «Эйдос-Хрго», нейроработ «Нейросимулятор 5.0». Помимо этого, потребовалась разработка собственных программ для ЭВМ для осуществления многократных вычислительных экспериментов по обучению деревьев решений (использовалась библиотека Sklearn.tree для Python), проектированию и обучению нейронных сетей, в том числе основанных на корнях принятия решений (использовалась платформа TensorFlow и библиотека Keras).

Степень достоверности и апробация результатов. Достоверность результатов и выводов подтверждается многократными вычислительными экспериментами, выполненными с применением различных методов обработки данных, используя независимые информационные системы. Апробация полученных результатов была проведена на следующих международных и всероссийских конференциях: XVIII Всероссийской школе-конференции молодых ученых «Управление большими системами» (г. Челябинск, 2022); 4th International Conference on Control

Systems, Mathematical Modeling, Automation and Energy Efficiency (SUMMA) (г. Липецк, 2022); XXI Всероссийской научной конференции «Нейрокомпьютеры и их применение» (г. Москва, 2023); XIX Всероссийской школе-конференции молодых ученых «Управление большими системами» (г. Воронеж, 2023); XXXVI Международной научной конференции «Математические методы в технике и технологиях – ММТТ-36» (г. Нижний Новгород, 2023).

Публикации. По теме диссертационной работы было опубликовано 12 научных работ, в их числе 3 статьи в рецензируемых научных изданиях, в которых должны быть опубликованы основные результаты диссертаций на соискание учёной степени кандидата наук, из них 1 статья в издании, индексируемом в международных реферативных базах и системах цитирования Web of Sciences Core Collection и Scopus, 1 патент на изобретение, 3 свидетельства о государственной регистрации программы для ЭВМ, а также 1 статья в сборнике конференции, индексируемом в Scopus.

Структура и объем работы. Содержание и логика диссертационного исследования определили его структуру и последовательность изложения материала. Диссертация состоит из введения, четырех глав, заключения, списка литературы и приложений. Работа изложена на 160 страницах машинописного текста и содержит 46 рисунков, 15 таблиц и 10 приложений. В библиографическом списке представлено 187 наименований литературных источников.

II. СОДЕРЖАНИЕ РАБОТЫ

Введение содержит обоснование актуальности темы диссертации, цель и задачи исследования, положения, выносимые на защиту, обладающие научной новизной, теоретическую и практическую значимость результатов диссертационной работы, краткие сведения о методологии и методах исследования, степени достоверности теоретических результатов и выводов, а также об апробации результатов, количестве опубликованных научных работ и приравненных к ним результатов интеллектуальной деятельности.

В первой главе выполнен обзор методов предварительной обработки информации в условиях ограниченных данных, к одному из которых относится интервальное кодирование области определения наблюдаемых параметров, что позволяет анализировать частоту наблюдений признаков в образованных диапазонах и выявлять их информационную значимость. Другой подход позволяет идентифицировать на основе набора дискретных данных дискретную функцию в виде суперпозиции функции двух переменных, особенностью которой является возможность её представления в графическом виде, поскольку последовательность операций над переменными можно изобразить в виде ориентированного графа – дерева критериев, а каждую дискретную функцию двух переменных можно представить в матричной форме. Такое представление функций известно как МКО, или корень принятия решений. При этом любой МКО (корень принятия решений) может быть представлен в виде неполно-

связной искусственной нейронной сети (далее – ИНС) с каскадной структурой, что открывает широкие возможности синтеза методов идентификации МКО и нейросетевых технологий при обработке данных.

Рассмотрим пример, в котором 4 критерия X_1, X_2, X_3, X_4 описываются с помощью трёхбалльных порядковых шкал ($k = 3$). Тогда корень принятия решений содержит 3 матрицы свёртки, в которых элементы этих матриц соответствуют декартову произведению дискретных значений шкал критериев. Пусть элементы матриц свёртки (M_{12}, M_{34}) и корневой матрицы (M) определены следующими значениями (Рисунок 1).

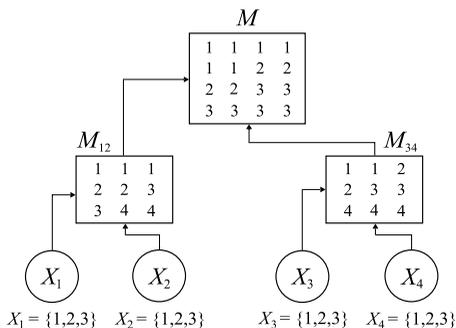


Рисунок 1 – Пример корня принятия решений для четырёх критериев, описываемых с помощью трехбалльных порядковых шкал

Тогда по корню принятия решений (см. Рисунок 1) можно заранее определить параметры неполносвязной ИНС, в частности количество нейронов на скрытых слоях (Рисунок 2, а) и структуру синаптических связей (Рисунок 2, б).

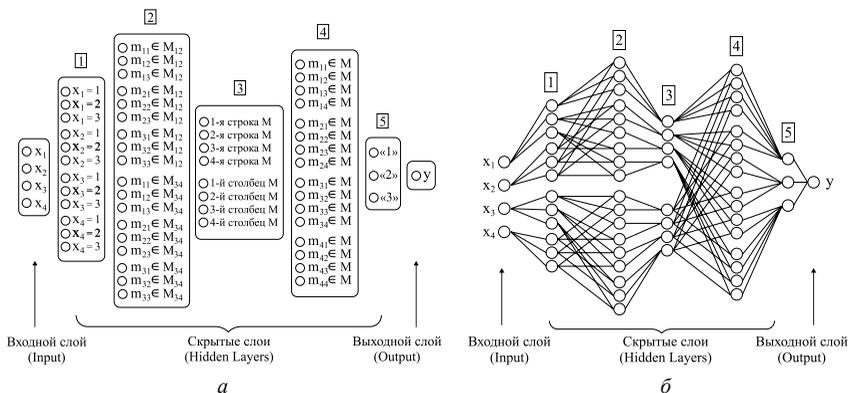


Рисунок 2 – Параметры неполносвязной ИНС, основанной на корне принятия решений: а – нейроны; б – синаптические связи

Синаптические связи (см. Рисунок 2, б) определяются в полном соответствии с элементами матриц свёртки в корне принятия решений. Общее количество неизвестных параметров (синаптических коэффициентов) неполносвязной нейронной сети, предопределенной на основе корня принятия решений, равно 175.

Неполносвязные нейронные сети с каскадной структурой, построенной на основе корня принятия решений, названы Decisions' Root-based Neural Networks (DRB NN).

Во второй главе выполнен обзор и развитие методов нейросетевых технологий. Рассмотрены различные виды ИНС от нейронных сетей с одним скрытым слоем до нейронных сетей с каскадной и свёрточной структурой.

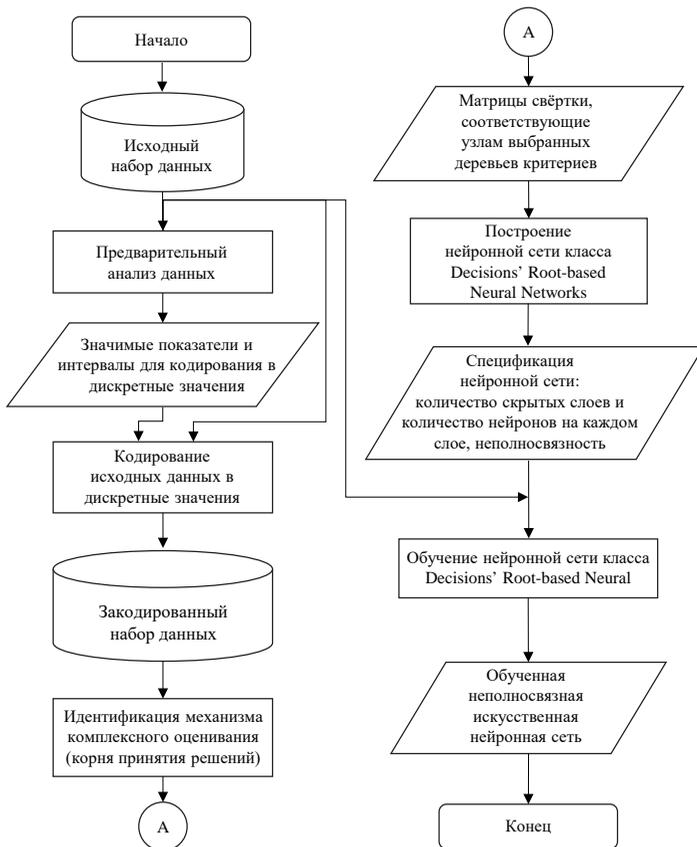


Рисунок 3 – Блок-схема, предлагаемых правил и методов предварительной обработки данных и выбора архитектуры нейронной сети для обучения нейронной сети класса DRB NN в ограниченных случаях исходного набора данных

Анализ нейросетевых технологий показал, что необходимость адаптации ИНС к каждой из исследуемых задач и совершенствование нейросетевых технологий привели к появлению новых видов ИНС и алгоритмов оптимизации, использующих различные подходы для обновления параметров модели с целью подбора оптимальных синаптических весов. Несмотря на успехи в области построения нейросетевых моделей, проблема выбора оптимальной архитектуры ИНС является одной из ключевых задач при нейросетевом моделировании. В результате анализа были предложены правила и методы предварительной обработки данных и выбора архитектуры нейронной сети для её обучения (Рисунок 3).

Правила и методы предварительной обработки ограниченных данных включают в себя три этапа (см. Рисунок 3). На первом этапе с помощью методов АСК-анализа исходные параметры, разбитые на интервалы, оцениваются по степени их информационной значимости, что позволяет выбрать для дальнейшей обработки только те параметры, которые демонстрируют эффект переключения.

На втором этапе синтезируются полные бинарные графы с поименными листьями и идентифицируется набор функций двух переменных, образуя для конкретного дерева графо-матричное представление функции многих переменных – корень принятия решений.

На третьем этапе определяется спецификация неполносвязной нейронной сети, основанной на корне принятия решений. Алгоритм обработки ограниченных данных завершается тем, что найденная нейронная сеть обучается на исходных данных в непрерывном виде.

В третьей главе рассмотрены информационные системы обработки информации, которые соответствуют предложенным правилам и методам предварительной обработки данных и выбора архитектуры нейронной сети класса DRB NN.

Описан разработанный программный модуль проектирования и обучения нейронных сетей, основанных на корнях принятия решений класса DRB NN. В программе корень принятия решения записывается как последовательность переменных и последовательность строк, образующих матрицы (Рисунок 4).

```
5      "model": {
6        "left": {
7          "arguments": ["X1", "X2"],
8          "conversationMatrix": [[1,1,1], [2,2,3], [3,4,4]]
9        },
10       "right": {
11         "arguments": ["X3", "X4"],
12         "conversationMatrix": [[1,1,2], [2,3,3], [4,4,4]]
13       },
14       "result": {
15         "arguments": ["left", "right"],
16         "conversationMatrix": [[1,1,1,1], [1,1,2,2], [2,2,3,3], [3,3,3,3]]
17       }
18     },
```

Рисунок 4 – Фрагмент записи корня принятия решений в формате JSON

На Рисунке 5 показана структура неполносвязной ИНС, построенная в разработанном модуле, которая определяется в полном соответствии с элементами

матриц свёртки в корне принятия решений (см. Рисунок 1). Среди основных функций для нейросетевого моделирования разработанный модуль имеет функциональную возможность применения перекрестной проверки (скользящий контроль или кросс-валидация, от англ. Cross-Validation) как одного из наиболее широко используемых методов повторной выборки данных для оценки обобщающей способности прогностических моделей.

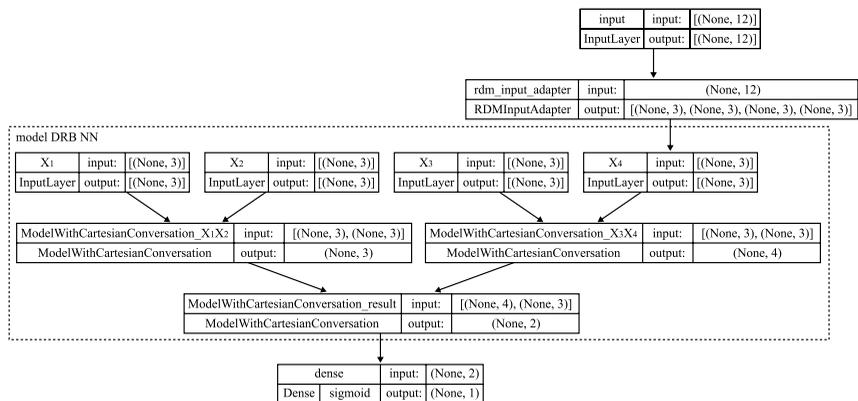


Рисунок 5 – Структура неполносвязной нейронной сети класса DRB NN в модуле проектирования и обучения нейронных сетей, основанных на корнях принятия решений

Программа может использоваться в открытой библиотеке Keras, включающей в себя такие алгоритмы обучения, как SGD, RMSprop, Adagrad, Adadelta, Adam, Nadam, Adamax и др., а также поддерживающая нейросетевую библиотеку TensorFlow для глубокого обучения нейронных сетей.

Четвёртая глава посвящена практическому применению и апробации методов и алгоритмов предварительной обработки ограниченных данных на примере анализа медицинских данных.

В качестве исходных данных взяты представленные в открытом доступе результаты томографических исследований 81 обследованного пациента, из которых у 59 человек диагностирована болезнь Альцгеймера (данная группа пациентов обозначена AD, от англ. Alzheimer's disease), а у 22 людей не проявились проблемы в когнитивных способностях (данная группа пациентов обозначена CON, от англ. Control). Исходными данными для анализа являлись значения магнитной восприимчивости 10 вен головного мозга.

С помощью методов АСК-анализа проведена серия экспериментов с различными способами разбиения области наблюдений по два, три и четыре равных интервала с разным числом наблюдений, а также по два, три и четыре разных интервалов с равным числом наблюдений. В каждом из таких экспериментов в системе «Эйдос-Хрго» с помощью 2 интегральных критериев и 3 статистических и 7 информативных моделей получено по 20 значений принадлежности исследуемых

субъектов группе AD и группе CON. Наиболее достоверной моделью по F-мере Ван Ризбергера оказалась информационная модель *INF3* при разбиении области значений на три равных интервала с разным числом наблюдений. Также в результате применения методов АСК-анализа, из числа всех имеющихся показателей наиболее значимыми следует считать 4 показателя (L_BV, R_BV, L_TV, R_TV), которые соответствуют базальной вене и вене таламуса в левом и правом полушарии головного мозга.

Для 4 факторов возможны 15 полных бинарных деревьев с поименованными листьями. С учётом медико-биологической интерпретации из 15 возможных древовидных структур выбрана свёртка показателей, характеризующих вены левого полушария и параллельно правого полушария. Для выбранной структуры идентифицированы матрицы свёртки, которые совместно образовали корень принятия решений для диагностики болезни Альцгеймера (Рисунок 6).

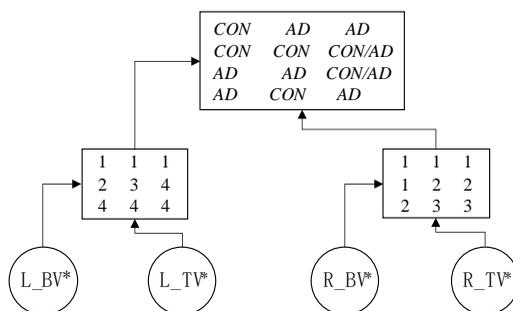


Рисунок 6 – Идентифицированный корень принятия решений для диагностики болезни Альцгеймера

Оценка качества неполносвязной нейронной сети класса DRB NN, полученной по корню принятия решения (см. Рисунок 6), проводилась с помощью перекрёстной проверки.

Ниже показаны изменения выбранных метрик качества обучения неполносвязной ИНС на различных эпохах в ходе 4-кратной перекрёстной проверки (Рисунок 7).

Результаты кросс-валидации показывают приемлемое качество модели ИНС, полученной по корню принятия решения (см. Рисунок 6). Итоговые значения полученных в ходе перекрёстной проверки метрик качества обученной неполносвязной нейронной сети представлены в Таблице 1.

Обучение неполносвязной нейронной сети класса DRB NN проводилось в соответствии с общепринятой технологией нейросетевого моделирования. Подбор оптимальных синаптических весов осуществлялся с применением адаптивного метода обучения нейронных сетей Adam. Результаты обучения и валидации выбранной модели нейронной сети класса DRB NN представлены ниже (Таблица 2), а изменения выбранных метрик качества обучения неполносвязной ИНС на различных эпохах показаны на Рисунке 8.

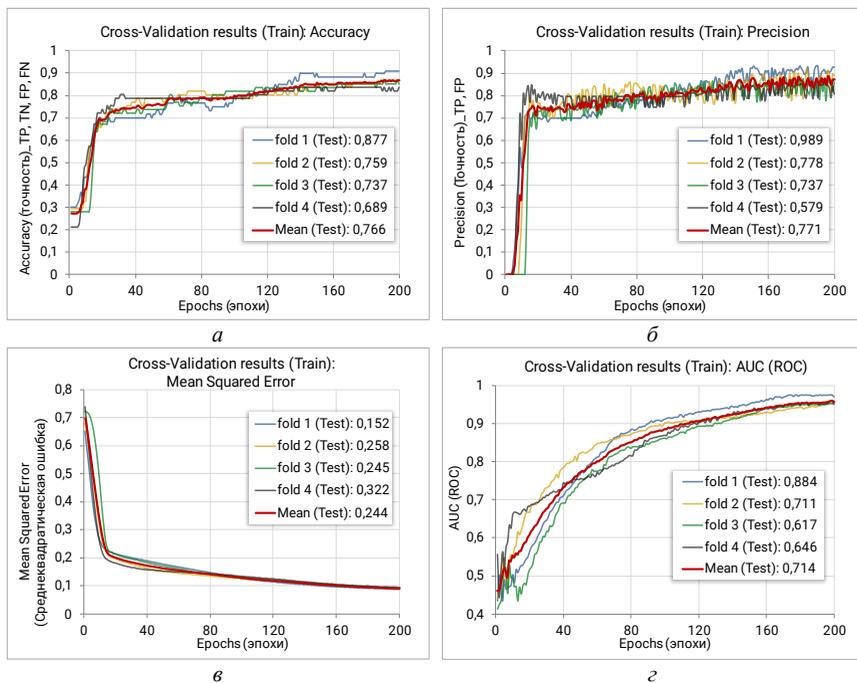


Рисунок 7 – Графическое представление результатов перекрёстной проверки неполновязной ИНС при разных эпохах обучения: *а* – Аккурасы (*Точность, доля правильных ответов*) *TP, TN, FP, FN*; *б* – Precision (*Точность*) *TP, FP*; *в* – среднеквадратическая ошибка; *г* – значения AUC (*площадь под ROC-кривой*)

Таблица 1 – Результаты перекрёстной проверки неполновязной ИНС

Множество	Split	Accuracy (Точность) <i>TP, TN, FP, FN</i>	Precision (Точность) <i>TP, FP</i>	Mean Squared Error (Среднеквадратическая ошибка)	Sensitivity (Чувствительность)	Specificity (Специфичность)	AUC (Area Under the ROC Curve, площадь под ROC-кривой)
Train	fold1	0,910	0,928	0,090	0,944	0,767	0,928
	fold2	0,868	0,891	0,089	0,927	0,736	0,956
	fold3	0,852	0,859	0,091	0,953	0,631	0,952
	fold4	0,836	0,807	0,094	0,966	0,492	0,950
	Mean	0,867	0,871	0,091	0,933	0,660	0,946
Test	fold1	0,877	0,989	0,152	0,825	0,751	0,884
	fold2	0,759	0,778	0,258	0,875	0,615	0,711
	fold3	0,737	0,737	0,245	0,933	0,525	0,617
	fold4	0,689	0,579	0,322	0,989	0,478	0,646
	Mean	0,766	0,771	0,244	0,905	0,593	0,714

Таблица 2 – Показатели качества обученной полносвязной нейронной сети класса DRB NN

DRB NN	Accuracy (Точность, доля правильных ответов) TP, TN, FP, FN	Precision (Точность) TP, FP	Mean Squared Error (Среднеквадратическая ошибка)	Sensitivity (Чувствительность)	Specificity (Специфичность)	AUC (Area Under the ROC Curve, площадь под ROC-кривой)
Train	0,941	0,952	0,064	0,978	0,880	0,983
Validation	0,923	0,900	0,170	0,925	0,875	0,925

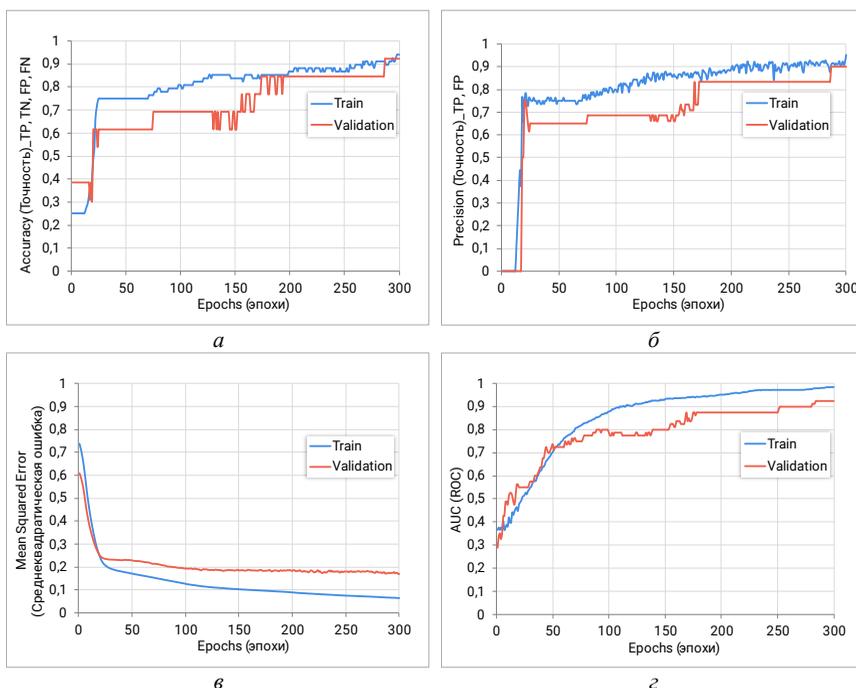


Рисунок 8 – Результаты обучения и валидации полносвязной ИНС класса DRB NN: а – Аккурасу (Точность, доля правильных ответов) TP, TN, FP, FN; б – Прецизион (Точность) TP, FP; в – среднеквадратическая ошибка; г – значения AUC (площадь под ROC-кривой)

Результаты нейросетевого моделирования полносвязной нейронной сети, основанной на корне принятия решений, имеют следующие значения: среднеквадратическая ошибка на обучающем множестве составила 6,4 %, на валидирующем множестве составила 17 %; точность или доля правильных ответов (Accuracy, TP, TN, FP, FN) на обучающем множестве составила 94 %, на валидирующем множестве составила 92 %, точность (Precision, TP, FP) полу-

ченной модели на обучающем множестве составила 95 %, на валидирующем множестве составила 90 %.

Таким образом, полученная неполносвязная ИНС класса DRB NN обладает приемлемым качеством. Предложенный метод оценки качества обучения нейронной сети в условиях ограниченных данных позволил сравнить результаты многократных экспериментов при разных структурах нейронных сетей, в результате чего оказалось, что качество неполносвязных нейронных сетей в среднем превосходит качество полносвязных нейронных сетей, сопоставимых по числу искомым в процессе обучения параметров.

III. ЗАКЛЮЧЕНИЕ

На основе выполненного исследования можно сделать следующие выводы:

1. Предложенные правила и методы обработки ограниченных данных позволили обучить неполносвязную нейронную сеть, основанную на корне принятия решений, обладающую приемлемыми значениями точности, специфичности и чувствительности. Так, в рассмотренной задаче на первом этапе 10 показателей, используемых в качестве объясняющих переменных, были с помощью методов АСК-анализа сокращены до четырёх наиболее значимых. Это позволило существенно сократить выбор структуры полного бинарного графа с поименными листьями до 15 возможных вариантов, в то время как при 10 показателях существует более 34 миллионов возможных структур. На втором этапе для выбранной структуры был идентифицирован корень принятия решений, затем на третьем этапе по его параметрам была однозначно предопределена спецификация неполносвязной нейронной сети.

2. Разработанное алгоритмическое обеспечение информационной системы проектирования и обучения искусственных нейронных сетей позволяет определять архитектуру нейронной сети в соответствии с матрицами свёртки корня принятия решений. Алгоритмическое обеспечение программно реализовано в открытой библиотеке Keras, поддерживаемой в платформе TensorFlow для глубокого обучения нейронных сетей. Это позволяет проводить многократные вычислительные эксперименты по анализу устойчивости результатов обучения неполносвязных нейронных сетей, применяя любые реализованные в Keras активационные функции, методы обучения и тестирования нейронных сетей, а также метрики качества нейронных сетей, включая кросс-валидацию.

3. Сравнение результатов экспериментов, полученных как при использовании неполносвязных, так и полносвязных нейронных сетей, показало, что обобщающая способность нейронной сети относительно полносвязных нейронных сетей с одним скрытым слоем увеличилась на 2 %, относительно полносвязных нейронных сетей с двумя скрытыми слоями на 6 %. Предложенный метод оценки качества обучения нейронной сети в условиях ограниченных данных позволил сравнить результаты многократных экспериментов при разных структурах нейронных сетей, в результате чего оказалось, что качество неполносвязных

нейронных сетей в среднем превосходит качество полносвязных нейронных сетей, сопоставимых по числу искомым в процессе обучения параметров.

Разработанные методы и алгоритмы предобработки ограниченных данных рекомендуется использовать при создании систем поддержки принятия врачебных решений, поскольку зависимости состояния здоровья от медицинских показателей в виде корня принятия решений могут быть основой для построения наглядных диагностических карт, доступных для восприятия.

Найденные с помощью предложенных методов и алгоритмов корни принятия решений могут быть использованы для описания отдельной операции в последовательности действий при диагностике заболеваний. Так, найденный в ходе настоящего исследования корень принятия решений для диагностики болезни Альцгеймера стал одним из отличительных частей запатентованного способа диагностики болезни Альцгеймера.

Перспективным направлением исследований и разработок по данной тематике является применение предложенных методов и алгоритмов в промышленности, в особенности для мелкосерийных и опытных производств, где невозможно собрать большие объемы обучающих примеров, достаточные для применения традиционных методов математической статистики или методов обучения нейронных сетей.

IV. СПИСОК РАБОТ, ОПУБЛИКОВАННЫХ ПО ТЕМЕ ДИССЕРТАЦИИ

Публикации в рецензируемых научных изданиях, в которых должны быть опубликованы основные результаты диссертаций на соискание ученой степени кандидата наук, на соискание ученой степени доктора наук

1. Data Preprocessing and Neural Network Architecture Selection Algorithms in Cases of Limited Training Sets – On an Example of Diagnosing Alzheimer’s Disease = Алгоритмы предобработки данных и выбора архитектуры нейронных сетей в случае ограниченных обучающих данных – на примере диагностики болезни Альцгеймера / А. Alekseev, **Л. Kozhemyakin**, V. Nikitin, J. Bolshakova. – Текст : непосредственный // Algorithms. – 2023. – Vol. 16, Iss. 5. – Art. 219. – DOI 10.3390/a16050219. – Ст. на англ. языке. (Web of Science Core Collection, Scopus).

2. **Кожемякин, Л. В.** О качестве обучения искусственных нейронных сетей без предобработки данных в условиях их ограниченного исходного набора / Л. В. Кожемякин, А. О. Алексеев. – Текст : непосредственный. – DOI 10.15593/2499- 9873/2023.3.05 // Прикладная математика и вопросы управления / Applied Mathematics and Control Sciences. – 2023. – № 3. – С. 67–83.

3. **Кожемякин, Л. В.** О качестве обучения основанных на корнях принятия решений неполносвязных нейронных сетей в условиях ограниченных данных / Л. В. Кожемякин, А. О. Алексеев. – Текст : электронный // Инженерный вестник Дона – 2024. – № 3. – Режим доступа : <http://www.ivdon.ru/ru/magazine/archive/n3y2024/9089>.

Патент на изобретение

4. Патент на изобретение № 2024685360 Российская Федерация. Способ диагностики болезни Альцгеймера / Алексеев А. О., **Кожемякин Л. В.**, Никитин В. Н., Большакова Ю. А. – № 2023684000: заявл. 19.10.2023: опубл. 14.05.2024.

Свидетельства о государственной регистрации программ для ЭВМ

5. Свидетельство о государственной регистрации программы для ЭВМ № 2023685360 Российская Федерация. Программный модуль проектирования и обучения нейронных сетей, основанных на корнях принятия решений (Software Module for Designing and Training Decisions Root-based Neural Networks) / Алексеев А. О., **Кожемякин Л. В.**, Маккавеев А. В. – № 2023684000 : заявл. 13.11.2023 : опубл. 27.11.2023.

6. Свидетельство о государственной регистрации программы для ЭВМ № 2023688880 Российская Федерация. Программный модуль диагностики болезни Альцгеймера с помощью деревьев решений / **Кожемякин Л. В.** – № 2023688748 : заявл. 25.12.2023 : опубл. 25.12.2023.

7. Свидетельство о государственной регистрации программы для ЭВМ № 2024662382 Российская Федерация. Программный модуль для оценки качества обучения нейронных сетей: / **Кожемякин Л. В.**, Алексеев А. О., Маккавеев А. В. – № 2024661802 : заявл. 28.05.2024 : опубл. 28.05.2024.

Публикация в сборнике конференции, индексируемом в международной реферативной базе Scopus

8. **Kozhemyakin, L. V.** Application of Decisions' Roots for Data Analysis on Example of Dataset with Magnetic Susceptibility Values of the Brain Veins and the Alzheimer's Disease = Применение корней принятия решений для анализа данных на примере магнитной восприимчивости вен головного мозга и болезни Альцгеймера / L. V. Kozhemyakin, A. O. Alekseev, V. N. Nikitin. – Текст : непосредственный // Proceedings of 2022 4th International Conference on Control Systems, Mathematical Modeling, Automation and Energy Efficiency, SUMMA 2022, Virtual, Lipetsk, 09–11 November 2022. – IEEE, 2022. – P. 425–427. – DOI 10.1109/SUMMA57301.2022.9973977. – Ст. на англ. языке. (Scopus).

Публикации в прочих изданиях

9. **Кожемякин, Л. В.** Применение корней принятия решений для определения взаимосвязи между магнитной восприимчивостью вен головного мозга и наличием болезни Альцгеймера / Л. В. Кожемякин, В. Н. Никитин, А. О. Алексеев. – Текст : непосредственный // Управление большими системами : труды XVIII Всероссийской школы-конференции молодых ученых, Челябинск, 05–08 сентября 2022 года. – Челябинск : Издательский центр ЮУрГУ, 2022. – С. 318–324. – EDN CAJUES.

10. **Кожемякин, Л. В.** Применение нейронных сетей на ограниченном исходном наборе данных / **Л. В. Кожемякин, А. О. Алексеев.** – Текст : непосредственный // Нейрокомпьютеры и их применение : сб. тез. XXI Всерос. науч. конф., 28 марта 2023 г., г. Москва. МГППУ. – Москва. 2023. – С. 158–160.

11. Алексеев, А. О. Проектирование нейронных сетей на основе дискретных механизмов комплексного оценивания / А. О. Алексеев, **Л. В. Кожемякин.** – Текст : непосредственный // Математические методы в технологиях и технике. – 2023. – № 9. – С. 55–58. – DOI 10.52348/2712-8873_ММТТ_2023_9_55. – EDN ZXEUHQ.

12. Алексеев, А. О. Концепция многопользовательской виртуальной среды интеллектуального анализа данных / А. О. Алексеев, **Л. В. Кожемякин.** – Текст : непосредственный // Управление большими системами : сборник научных трудов XIX Всероссийской школы-конференции молодых ученых, Воронеж, 05–08 сентября 2023 года. – Воронеж : Воронежский государственный технический университет, 2023. – С. 442–448. – EDN TBGVHW.

Подписано в печать 04.07.2024. Формат 60×90/16.
Усл. печ. л. 1,0. Тираж 100 экз. Заказ № 113.

Отпечатано в типографии издательства
Пермского национального исследовательского политехнического университета.
Адрес: 614990, г. Пермь, Комсомольский проспект, 29, к. 113. Тел. (342) 219-80-33.