

Давыдов Никита Сергеевич

**АНАЛИЗ ОДНОГО КЛАССА ПОСЛЕДОВАТЕЛЬНОСТЕЙ  
БИОМЕДИЦИНСКИХ ИЗОБРАЖЕНИЙ  
С ДОМЕННОЙ АДАПТАЦИЕЙ НЕЙРОСЕТЕВЫХ МОДЕЛЕЙ  
И ОБУЧЕНИЕМ НА ОСНОВЕ УСЛОВНО-РЕАЛЬНЫХ ДАННЫХ**

1.2.1. Искусственный интеллект и машинное обучение

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

Самара – 2023

Работа выполнена в федеральном государственном автономном образовательном учреждении высшего образования «Самарский национальный исследовательский университет имени академика С.П. Королева» (Самарский университет) на кафедре технической кибернетики и в лаборатории интеллектуального анализа видеоданных Института систем обработки изображений РАН - филиала Федерального государственного учреждения «Федеральный научно-исследовательский центр «Кристаллография и фотоника» Российской академии наук».

Научный руководитель: **Храмов Александр Григорьевич**,  
доктор технических наук, доцент, профессор кафедры  
технической кибернетики Самарского университета.

Официальные оппоненты: **Обухова Наталия Александровна**,  
доктор технических наук, доцент, федеральное  
государственное автономное образовательное  
учреждение высшего образования «Санкт-  
Петербургский государственный электротехнический  
университет «ЛЭТИ» им. В.И. Ульянова (Ленина)»,  
декан факультета радиотехники и телекоммуникаций;

**Малых Валентин Андреевич**,  
кандидат технических наук, федеральное  
государственное бюджетное учреждение науки  
Институт системного программирования  
им. В.П. Иванникова Российской академии наук,  
научный сотрудник.

Ведущая организация: федеральное государственное бюджетное учреждение  
науки Институт проблем передачи информации имени  
А. А. Харкевича Российской академии наук, г. Москва.

Защита состоится 10 ноября 2023 г. в 10:00 на заседании диссертационного  
совета 24.2.379.08, созданного на базе Самарского университета, по адресу: 443086,  
г. Самара, ул. Московское шоссе, д. 34.

С диссертацией можно ознакомиться в библиотеке и на сайте Самарского  
университета: [https://ssau.ru/files/resources/dis\\_protection/Davydov\\_N\\_S\\_Analiz\\_odnogo\\_klassa\\_posledovatelnostej.pdf](https://ssau.ru/files/resources/dis_protection/Davydov_N_S_Analiz_odnogo_klassa_posledovatelnostej.pdf).

Автореферат разослан « \_\_\_\_\_ » \_\_\_\_\_ 2023 г.

Ученый секретарь  
диссертационного совета 24.2.379.08,  
д.ф.-м.н., доцент

Дорошин А.В.

## Общая характеристика работы

**Актуальность.** Для достижения надежных результатов в решении прикладных задач на основе искусственного интеллекта и машинного обучения требуются выборки данных значительного объема. Однако получение достаточного объема данных не всегда возможно, особенно для данных специальных видов. Решением проблемы в таком случае могут быть методы машинного обучения по выборкам малого и нулевого размера, а также обогащение обучающих выборок синтетическими данными.

Задача обучения по малым выборкам имеет глубокую историю, восходящую к задаче идентификации по малому числу наблюдений, которой в разное время занимались Р. Фишер, П. Калман, А. Бьёрк, И.И. Перельман, О.А. Поляков, Б.Т. Поляк, В.А. Фурсов, А.В. Никоноров. В настоящее время обучение по малым и нулевым выборкам один из основных трендов глубокого обучения, которым занимаются С. Рави, В. Ванг, З. Ли, К. Ф. Морено-Гарсия, П. Жао, К. Доти, Ж. Ву, Ж. Лин. Перспективным направлением в этой сфере является адаптация нейросетевых моделей с использованием метаобучения на основе одного из трех подходов: адаптации пространства параметров нейросетевых моделей под особенности малых выборок, и, в частности, метод обучаемых метрик, разработка нейросетевых моделей, реализующих ассоциативную память, и подход к метаобучению на основе оптимизации в пространстве параметров моделей. Особенно перспективен независимый от структуры модели подход метаобучения предложенный в работе.

С развитием глубокого обучения, требовательного к объему данных, синтез условно-реальных данных для обогащения обучающих выборок в различных прикладных задачах получил развитие в работах российских и зарубежных исследователей, К. Хе, С.В. Николенко, Е.В. Бурнаева, И.В. Оселедца, М. Лоехер, А. Тсамос, А. Абесингх, С. Нита, Ю. Сан, Б. Барил, В.В. Арлазарова. В частности, синтетическое обогащение актуально для специфичных типов данных, в тех сферах, где сбор данных затруднен и отсутствуют открытые наборы данных большого объема, как например, в цифровой физике, геологии, или в обработке медицинских изображений.

В данной диссертации под классом последовательностей биомедицинских данных понимается последовательность изображений магнитно-резонансной томографии (МРТ). Нейрофизиология и когнитивные нейронауки являются той областью, в которой сбор больших объемов данных необходим для развития, особенно, если речь идет об МРТ исследованиях тысяч человек. Однако получение большого объема МРТ данных требует высоких временных и денежных затрат, которые возрастают в случае, если полученные данные оказались искажены и требуется повторное сканирование. С учетом высокой сложности и стоимости МРТ исследования контроль качества данных функциональной магнитно-резонансной томографии (фМРТ) в режиме реального времени крайне необходим для успешных когнитивных и клинических исследований, включая разработки различных терапевтических подходов к лечению заболеваний, основанных на изображениях головного мозга. Качество фМРТ данных определяет степень достоверности предоставляемой о проводимой процедуре информации и их пригодности к

дальнейшему использованию в исследовании или постановке диагноза. В процессе сканирования на качество фМРТ данных влияют различные виды шумов: систематический шум, порождаемый неоднородным и нестабильным магнитным полем, фоновый шум и, обычно самый сильный из всех, физиологический шум.

Движения головы являются одним из главных физиологических источников артефактов в фМРТ данных, от которых сложно полностью избавиться. Чувствительность и специфичность снимков фМРТ могут быть снижены из-за пропадания сигнала  $T2^*$  ( $T2$  взвешенное изображение со звездой – последовательность МРТ для количественной оценки наблюдаемого или эффективного  $T2$ -сигнала), вызванного чувствительностью магнитного поля, движениями головы и их взаимосвязью в процессе движения. Параметры движения головы для фМРТ данных как правило оцениваются после фМРТ эксперимента с помощью процесса выравнивания каждого из изображений головного мозга к первому или среднему изображению серии. Они включают в себя три параметра смещения и три вращения для каждого изображения фМРТ. Тем не менее, в комплексных параметрах движения головы можно выделить характерные аномалии. Например, если после большого смещения относительное положение не меняется довольно длительное время, можно выделить аномалию типа ступень, часто наблюдающуюся на нескольких параметрах движения одновременно.

Для обнаружения и маркировки аномалий могут применяться статистические методы, однако адаптация таких алгоритмов к конкретному малому набору данных и подбор необходимых параметров существенно затруднены. Современные подходы глубокого обучения в комбинации с методами обучения по малым и нулевым выборкам обладают большей адаптивностью к данным и могут эффективно использоваться для выявления целевых аномалий и артефактов в широком спектре технических и медицинских данных. Обучение нейросетевых моделей как правило требует большого набора данных, и для задач обнаружения аномалий такой объем может быть получен за счет использования синтетических данных. Однако сгенерированные синтетические данные могут значительно отличаться по своим статистическим характеристикам и распределению от реальных данных, что ведёт к снижению производительности используемых нейросетевых методов. Проблема отличия исходного и целевого доменов данных существует в сфере обработки и классификации временных рядов, например, распознавании деятельности человека и задачах классификации фаз сна. В качестве решения этой проблемы применяются различные методы, такие как комбинирование инвариантных и специфических признаков домена, хэширование или согласовывание распределений признаков двух разных доменов. Дальнейшая доменная адаптация к малому набору данных, полученному в рамках конкретного эксперимента, может быть также выполнена на основе различных подходов обучения по выборкам малого и нулевого размера (*few-/zero-shot learning*). В этом исследовании под доменом понимается конкретный участник фМРТ эксперимента.

В диссертации помимо нейросетевых методов обнаружения аномалий были применены такие рекурсивные методы оценки параметров качества как отношения сигнал-шум и контраст шум, среднеквадратичная ошибка. Помимо рекурсивных оценок были также использованы оценки покадрового смещения, микросмещения и

среднеквадратичное дисперсии по всему объёму, подсчёт количества пиков в сигнале, визуализация линейного тренда сигнала и отношение сигнал-шум для сигнала с удалённой компонентой задания. Оценка и визуализация всех параметров качества были реализованы в виде расширения для проекта с открытым исходным кодом OpenNFT. Предложенные методы контроля качества в реальном времени были протестированы с использованием функций симуляции экспорта данных в режиме реального времени. Под режимом реального времени обработки фМРТ понимается то, что обработка текущего МРТ изображения завершается до получения следующего изображения.

Снижение качества данных фМРТ процедуры вследствие движения головы, неисправности сканера или других причин может послужить причиной повторного сканирования испытуемого, что, в свою очередь, повлечёт дополнительные временные и денежные затраты на исследования. Однако использование методов контроля качества, основанных на нейросетевых моделях, адаптированных к домену конкретного человека, объекта исследования, с последующим визуальным представлением классических методов оценки качества данных, позволит оператору сканера своевременно принять решение о приостановке или перезапуске сканирования, если, по его мнению, качество данных недостаточно высокое. Таким образом, создание нейросетевых и классических методов и алгоритмов контроля качества фМРТ диагностики для режима реального времени является **актуальным**.

**Целью диссертации** является создание методов и алгоритмов анализа качества МРТ данных в режиме реального времени с использованием обучения нейросетевых моделей по малому числу реальных данных и доменной адаптацией под условия конкретного МРТ сканирования.

В соответствии с поставленной целью определены **основные задачи диссертации**:

1. Разработать метод доменной адаптации нейросетевых моделей по малому набору данных с предварительным обучением на условно-реальных данных.
2. Разработать алгоритм для обнаружения ступенчатых аномалий на основе нейросетевой модели.
3. Разработать алгоритм генерации условно-реальных данных движения головы с перенесёнными статистическими характеристиками шума реальных сигналов.
4. Разработать информационную технологию анализа и контроля качества фМРТ данных в режиме реального времени на основе платформы с открытым исходным кодом OpenNFT на основе нейросетевых и классических методов оценки качества.
5. Провести экспериментальное исследование точности обнаружения ступенчатых аномалий адаптированной нейросетевой моделью.
6. Провести исследование производительности разработанной информационной технологии анализа качества фМРТ на данных разных протоколов эксперимента.

**Научная новизна** исследования заключается в следующем:

1. Впервые предложен метод доменной адаптации нейросетевых моделей обнаружения аномалий на основе одношагового метаобучения с обучением на условно-реальных данных.

2. Предложена новая свёрточно-рекуррентная нейросетевая архитектура для обнаружения ступенчатых аномалий в данных движения головы в сеансе фМРТ сканирования.

3. Впервые предложен алгоритм синтеза условно-реальных данных с переносом статистических характеристик шума с реальных данных движения головы в сеансе фМРТ сканирования.

4. Разработана информационная технология анализа качества фМРТ данных в режиме реального времени, впервые привлекающая рекурсивные оценки отношений сигнал-шум и контраст-шум, оценку количества пиков в сигнале, оценку отфильтрованного шума, оценку линейного тренда и оценку отношения сигнал-шум для сигнала с исключенной компонентой задания, а также результат нейростевого обнаружения ступенчатых аномалий в движениях головы.

**Практическая значимость** проведенных в диссертации исследований заключается в создании программного обеспечения с открытым исходным кодом, позволяющим анализировать качество и своевременно обнаруживать аномалии различного рода в фМРТ данных в режиме реального времени на основе нового метода одношагового метаобучения по синтезированным условно-реальным данным для доменной адаптации разработанной свёрточно-рекуррентной нейросетевой модели для обнаружения ступенчатых аномалий в данных движения головы и с использованием рекурсивных вычислений для оценки параметров качества, что позволит упростить отслеживание искажения данных в процессе проведения экспериментов в сфере исследования мозга и нейронаук и снизить временные и денежные затраты на проведение этих экспериментов.

**Достоверность** полученных научных результатов обеспечена корректной постановкой задачи анализа качества, совпадением результатов рекурсивного метода расчёта с кумулятивным, проверкой применяемых классических и нейросетевых методов на реальных данных разных экспериментальных протоколов, успешной интеграцией разработки в платформу с открытым исходным кодом, а также тем, что результаты экспериментальных исследований согласуются с данными других авторов.

**Соответствие паспорту специальности.** Диссертация подготовлена в соответствии с паспортом научной специальности 1.2.1. Искусственный интеллект и машинное обучение и охватывает следующие области исследования, входящие в эту специальность:

4. Разработка методов, алгоритмов и создание систем искусственного интеллекта и машинного обучения для обработки и анализа текстов на естественном языке, для изображений, речи, биомедицины и других специальных видов данных.

7. Разработка специализированного математического, алгоритмического и программного обеспечения систем искусственного интеллекта и машинного обучения. Методы и средства взаимодействия систем искусственного интеллекта с другими системами и человеком-оператором.

14. Методы и средства формирования массивов условно-реальных данных и прецедентов, необходимых для решения задач искусственного интеллекта и машинного обучения.

### **Основные положения, выносимые на защиту:**

1. Метод доменной адаптации нейросетевых моделей обнаружения аномалий во временных рядах на основе крупношагового метаобучения на условно-реальных данных, обеспечивающий повышение точности по сравнению с трансферным обучением. (Соответствие пункту 7 паспорта специальности).

2. Сверточно-рекуррентная нейросетевая модель, которая позволяет обнаруживать ступенчатые аномалии в данных движения головы в сеансе фМРТ сканирования, с точностью превосходящей классические методы машинного обучения и одномерные сверточные нейронные сети. (Соответствие пункту 4 паспорта специальности).

3. Алгоритм генерации условно-реальных данных с использованием статистических характеристик шума из реальных данных движения головы, позволяющих провести предварительное обучение нейросетевых моделей для обнаружения ступенчатых аномалий. (Соответствие пункту 14 паспорта специальности).

4. Программное обеспечение, предоставляющее контроль качества фМРТ процедуры в режиме реального времени на основе нейросетевого и классических методов оценки качества, предоставляющее больший набор параметров, чем аналогичные разработки. (Соответствие пункту 7 паспорта специальности).

**Апробация результатов работы.** Основные результаты диссертации докладывались и обсуждались на международных конференциях «Информационные технологии и нанотехнологии (ИТНТ)» (Самара, Россия, 2019, 2020, 2021), «real-time Functional Imaging and Neurofeedback International Conference» (Аахен, Германия; Маастрихт, Нидерланды, 2019; Нью-Хэйвен, США, 2022).

**Публикации.** По материалам диссертации опубликовано 9 работ, в том числе 2 статьи в рецензируемых научных изданиях, рекомендованных ВАК, 5 работ опубликовано в изданиях, входящих в базу данных Scopus, 2 работы опубликованы в трудах Международных конференций.

**Личный вклад соискателя.** Все результаты, изложенные в диссертации, получены автором лично, либо при его определяющем личном участии. Из работ в соавторстве на защиту выносятся результаты, в получении которых автор принимал непосредственное участие.

**Связь с государственными программами и НИР.** Работы по теме диссертации выполнялись в соответствии с планами фундаментальных научно-исследовательских работ по грантам:

РФФИ 20-31-90113 «Исследование параметров качества функциональной МРТ-диагностики»;

РФФИ 19-29-01235 «Выявление патологических изменений индивидуальной анатомии пациента и персонализированная оценка рисков заболеваний на основе анализа больших массивов томографических изображений с применением алгоритмов глубокого обучения»;

РНФ 22-19-00364 «Разработка прикладных систем технического зрения видимого, инфракрасного и гиперспектрального режима съемки на основе одно- и мультиапертурных дифракционно-оптических систем и методов глубокого обучения».

**Структура и объем работы.** Диссертационная работа состоит из введения, трёх глав, заключения, списка сокращений, списка литературы и одного приложения. Общий объем диссертации составляет 118 страниц, включая 21 рисунок, 12 таблиц; список литературы из 160 наименований.

### **Основное содержание работы**

Во **введении** описано состояние рассматриваемой проблемы и обоснована актуальность темы диссертации. Сформулированы цели и задачи исследования, новизна полученных результатов и защищаемые положения.

**В первой главе** вводятся основные понятия и описываются процессы формирования трёхмерных фМРТ изображений и сигналов зон интереса, физиологические особенности процедуры построения нейробиологической обратной связи.

Функциональная магнитно-резонансная томография (фМРТ) позволяет неинвазивно измерять сигнал зависимости уровня кислорода в крови (blood-oxygen level dependent – BOLD) в мозге. Данный сигнал формируется из нескольких биофизических и физиологических источников и отображает связь сосудов головного мозга с нервной активностью. В ответ на внешнюю стимуляцию – возрастает нейронная активность в головном мозге испытуемого. Далее по нервной системе направляется импульс, который сигнализирует о том, что в данном участке мозга необходимы дополнительные питательные вещества и кислород, которые содержатся в кровотоке. Контраст на изображениях, полученных с помощью МРТ-сканера, зависит от процентного содержания дезоксигемоглобина в кровотоке. Дезоксигемоглобин имеет отличные от окружающих тканей магнитные свойства, что при сканировании приводит к локальному возмущению магнитного поля и понижению сигнала в последовательности «градиентное эхо». При усилении кровотока в ответ на активацию нейронов дезоксигемоглобин вымывается из тканей, а на смену ему приходит кровь, насыщенная кислородом, по магнитным свойствам схожая с окружающими тканями. Тогда возмущение поля уменьшается, и сигнал не подавляется — и мы видим его локальное усиление на изображении.

Под фМРТ в режиме реального времени понимается процесс получения функциональной информации от МРТ-сканера, где анализ и отображения фМРТ изображений происходят сразу после получения данных. Хотя сбор данных фМРТ всего мозга теперь может быть выполнен примерно за полсекунды, в общей практике по-прежнему используют частоту сбора данных, охватывающую мозг примерно каждые две секунды. В настоящее время фМРТ в режиме реального времени дополнительно применяется для интраоперационного хирургического контроля, интерфейсов мозг-компьютер (BCI) и нейробиологической обратной связи. Нейробиологическая обратная связь на основе фМРТ — это тип биологической обратной связи, в котором сигналы фМРТ в режиме реального времени используются для саморегуляции функции мозга. Исследования с использованием фМРТ нейробиоуправления показали улучшения или изменения определенных функций мозга и/или поведения, связанные с изменениями активности локализованных областей мозга.



Также в первой главе описан программный комплекс с открытым исходным кодом для построения нейробиологической обратной связи на основе фМРТ – OpenNFT. Проект основан на нескольких параллельных процессах MATLAB и Python и предоставляет высокую модульность и возможность расширения в зависимости от цели исследования или клинического применения. Рабочий процесс проекта OpenNFT состоит из нескольких важных этапов, таких как: получение данных, передача данных, предварительная и основная обработка данных, оценка уровня обратной связи и демонстрация обратной связи участнику эксперимента. Схема рабочего процесса продемонстрирована на рисунке 1.



Рисунок 1 – Цикл обработки данных в рамках платформы OpenNFT

**Во второй главе** описываются предлагаемые метод доменной адаптации нейросетевых моделей на основе одношагового метаобучения и алгоритм генерации условно-реальных данных с переносом характеристик шума из реальных данных для предварительного обучения нейросети. Также приводятся результаты сравнения метода с аналогами и сравнение разработанной архитектуры с другой архитектурой и методами машинного обучения.

В диссертации приводится схема общего алгоритма крупношагового метаобучения нейросетевых моделей на основе синтетических данных (Рисунок 2). На первом этапе производится обучение нейросетевой модели на большом объеме синтетических данных, сгенерированных на основе параметров шума реальных данных. На втором этапе из начального состояния нейросети  $w_0$  независимо друг от друга проводится дообучение малых наборах реальных данных. В конце этапа происходит усреднение весов набора нейросетей  $w_1...w_N$  и формирование результирующего среднего вектора параметров модели  $w_M$  (1). На третьем этапе результирующее состояние дообучается на части дополнительного набора реальных данных и тестируется на оставшейся части.

$$w_M = \frac{1}{N} \sum_{k=1}^N w_k, \quad (1)$$

Предложенный в работе алгоритм метаобучения на втором этапе реализует параллельное обновление параметров моделей, а также среднего вектора параметров моделей на каждом шаге цикла градиентного спуска. Такой подход будем называть *мелкошаговым метаобучением*. В настоящей работе обучение всех моделей происходит последовательно, расчет (1) выполняется за один шаг, что позволяет назвать такой подход *крупношаговым метаобучением*. Подобный подход был

использован для решения задачи нейросетевой реконструкции в дифракционно-оптических системах. В настоящей работе крупношаговый подход формализован, показана его эффективность в сравнении с трансферным обучением в задаче обнаружения аномалий в данных. Также впервые предложено использование синтетических, условно-реальных, данных на первом этапе метаобучения и использование реальных данных на втором этапе.

Использование синтезированных данных на первом этапе метаобучения позволяет существенно снизить потребность в объеме реальных данных для обучения. Последовательное обучение набора нейросетевых моделей на втором этапе крупношагового метаобучения, в отличие от мелкошагового, позволяет не повторять весь процесс обучения второго этапа заново при добавлении новых наборов данных. Несомненным преимуществом метода является отсутствие необходимости заново обучать набор нейросетей второго этапа при добавлении новых данных. Также стоит отметить возможность использования предобученных нейросетевых моделей, возможность распределенного обучения и простоту реализации предложенного подхода.

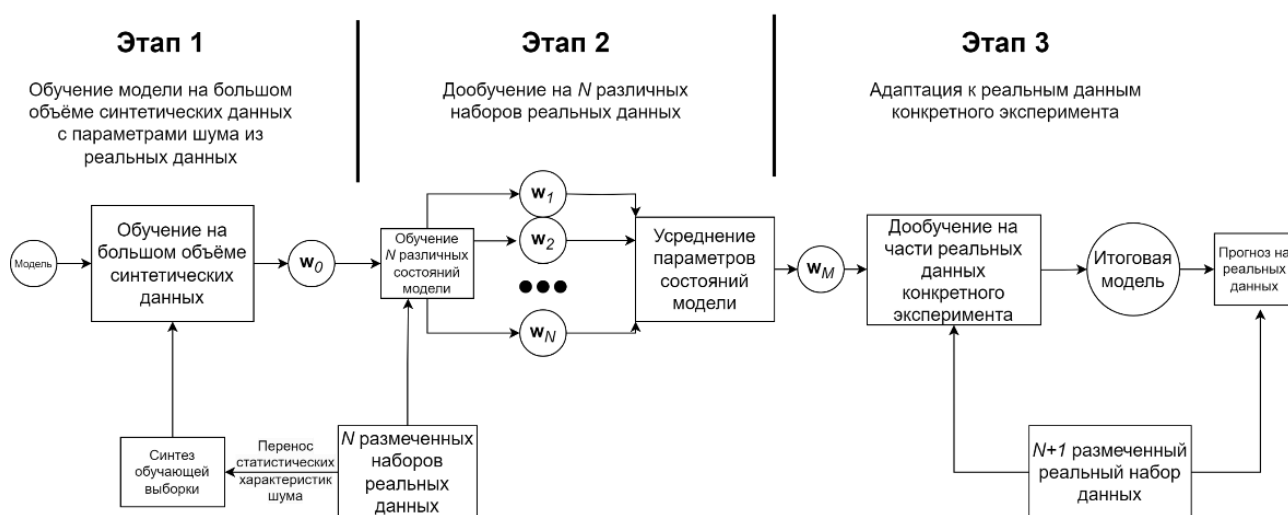


Рисунок 2 – Схема алгоритма метаобучения моделей обнаружения аномалий с использованием синтетических данных.  $w_0$  – вектор параметров начального состояния нейросетевой модели,  $N$  – количество реальных сигналов первого измерения и количество получаемых на втором этапе состояний модели,  $w_1 \dots w_N$  – набор векторов параметров модели после дообучения из начального состояния,  $w_M$  – результирующий вектор параметров модели

Синтетические данные для первого этапа обучения сгенерированы с учетом специфики данных о движении головы, полученных в сеансе МРТ сканирования. Процедура синтеза данных выполняется в несколько этапов.

1) Формирование Гауссовского шума со статистическими характеристиками, приближенными к реальным данным.

2) Добавление гармонической составляющей.

3) Добавление ступенчатых аномалий.

4) Добавление линейного тренда.

Извлечение характеристик шума в диссертации производится с помощью дискретного вейвлет преобразования и семплирования Slice-алгоритмом. Реальный сигнал раскладывается до коэффициентов пятого уровня, все коэффициенты кроме

пятого уровня обнуляются – далее происходит восстановление сигнала и его сэмплирование с последующим расчётом среднего и дисперсии шума.

Автоматизированная разметка реальных данных производится на основе сравнения статистических характеристик двух положений скользящего окна. Так как данная процедура даёт высокий процент ложного обнаружения – после её окончания пользователю предлагается скорректировать разметку.

В исследовании использовались данные движения головы 15 человек до (первый набор) и после (второй набор) проведения эксперимента по нейрообратной связи. Каждый сигнал сегментировался на интервалы длиной в 10, 15 или 24 отсчёта, которые являлись входными данными для нейросетевой модели. Разработанная архитектура свёрточно-рекуррентной нейросетевой модели (СРНС) представлена на рисунке 3.

Проведено сравнение предложенного метода доменной адаптации с помощью метаобучения с дообучением без адаптации (Таблица 1) и дообучением на основе трансферного обучения (Таблица 2). Результаты предложенного метода представлены в таблице 3. Третий этап проходил с применением поэлементной кросс-валидации следующим образом: из первого набора данных в 15 сигналов исключался один, который использовался для дообучения на третьем этапе, а соответствующий ему сигнал из второго набора использовался для тестирования.

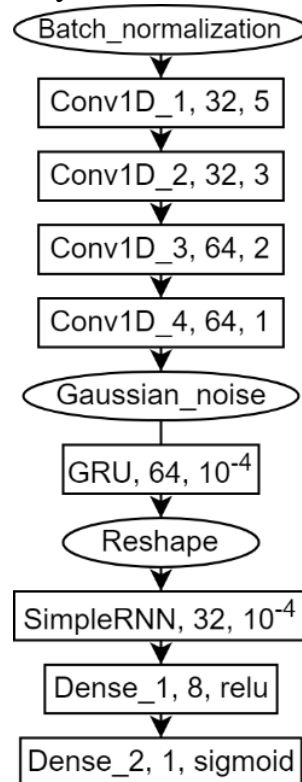


Рисунок 3 – Архитектура свёрточно-рекуррентной нейронной сети

Таблица 1 – Точность дообучения, начиная от  $w_0$  на различной длине окна

	СРНС, 10 отсчётов	СРНС, 15 отсчётов	СРНС, 24 отсчёта
Минимальная	0,7489	0,6564	0,7733
Максимальная	0,9188	0,9364	0,9433
Средняя	0,8098	0,8290	0,8486
p-value	$1,6 \cdot 10^{-6}$	$1,9 \cdot 10^{-5}$	$7,2 \cdot 10^{-8}$

Таблица 2 – Точность дообучения, начиная от результата трансферного обучения на различной длине окна

	СРНС, 10 отсчётов	СРНС, 15 отсчётов	СРНС, 24 отсчёта
Минимальная	0,7712	0,7627	0,7561
Максимальная	0,9188	0,9099	0,9611
Средняя	0,8402	0,8252	0,8326
p-value	$1,1 \cdot 10^{-6}$	$1,1 \cdot 10^{-8}$	$9,8 \cdot 10^{-8}$

Таблица 3 – Точность дообучения, начиная от результата метаобучения на различной длине окна

	СРНС, 10 отсчётов	СРНС, 15 отсчётов	СРНС, 24 отсчёта
Минимальная	0,8413	0,8641	<b>0,9389</b>
Максимальная	0,9453	0,9709	<b>0,9783</b>
Средняя	0,8953	0,9244	<b>0,9546</b>

Также проведено сравнение результатов предложенного метода, применённого к свёрточно-рекуррентной нейросетевой модели, с результатами свёрточной нейронной сети и других методов машинного обучения (Таблица 4). Сравнение проведено на интервалах длиной 24 отсчёта, так как на этом размере интервалов.

Таблица 4 – Точность обнаружения аномалий с помощью СРНС и другими методами на длине окна в 24 отсчёта

	СРНС	1D СНС	MLP	k-NN	Случ. лес	SVM	QDA	AdaBoost	Стат. метод
Минимальная	<b>0,9389</b>	0,7128	0,5594	0,5428	0,4511	0,4878	0,5722	0,4239	0
Максимальная	<b>0,9783</b>	0,9206	0,8706	0,7511	0,8122	0,8150	0,8650	0,7533	0,6573
Средняя	<b>0,9546</b>	0,7829	0,6934	0,6421	0,6100	0,6321	0,7231	0,5854	0,3962

В третьей главе разработана информационная технология анализа качества процедуры фМРТ в режиме реального времени, интегрированная в проект по построению нейробиологической обратной связи OpenNFT.

В диссертации приведён набор оценок параметров качества, входящих в программный модуль контроля качества в режиме реального времени, который состоит из:

- отношения сигнал-шум (формула 2);
- отношения контраст-шум (формула 3);
- покадрового смещения (Framewise displacement, FD, формула 4);
- микросмещения (Micro displacement, MD, формула 5);
- производной среднеквадратичной дисперсии по всему объёму (DVARs, формула 6);
- подсчёта количества пиков сигнала;
- объёма отфильтрованного шума (формула 7);
- регрессора линейного тренда;
- отношения сигнал-шум для сигнала с удалённой компонентой задания.

Для оценки параметров качества были использованы следующие формулы:

$$rtSNR_t = \frac{\bar{x}_t}{\sqrt{\bar{v}_t}}, \quad (2) \quad rtCNR_t = \frac{\bar{x}_t(cond) - \bar{x}_t(bas)}{\sqrt{\bar{v}_t(cond) + \bar{v}_t(bas)}} \quad (3)$$

$$FD_t = \sum_{i=1}^3 |T_{t,i} - T_{t-1,i}| + \frac{r \cdot \pi}{180} \cdot \sum_{i=1}^3 |R_{t,i} - R_{t-1,i}|, \quad (4)$$

$$MD_t = \left| \sqrt{\sum_{i=1}^3 T_{t,i}^2} - \sqrt{\sum_{i=1}^3 T_{t-1,i}^2} \right|, \quad (5)$$

$$DVARs_t = \sqrt{\langle [I_t(\vec{x}) - I_{t-1}(\vec{x})]^2 \rangle}, \quad (6) \quad rMSE_t = \frac{t-1}{t} rMSE_{t-1} + \frac{(y_t - \bar{y}_t)^2}{t}, \quad (7)$$

где  $rtSNR$  – рекурсивное отношение сигнал-шум,  $rtCNR$  – рекурсивное отношение контраст-шум,  $bas$  – номера сканов подготовки к заданию,  $cond$  – номера сканов выполнения задания,  $FD_t$  – покадровое смещение в момент времени  $t$ ,  $MD_t$  – микросмещение в момент времени  $t$ ,  $T_{t,i}$  – параметры продольно-поперечного движения,  $R_{t,i}$  – параметры вращательного движения,  $r$  – радиус сферы,

представляющей собой расстояние между корой головного мозга и центром головы здорового взрослого человека,  $DVARSt$  – производная среднеквадратичной дисперсии по всему объёму,  $I_t(\vec{x})$  – интенсивность объёма в момент времени  $t$  по набору вокселей  $\vec{x}$ ,  $\langle \cdot \rangle$  – геометрическое среднее по маске головного мозга,  $rMSE$  – рекурсивная среднеквадратичная ошибка,  $y_i$  – исходное значение сигнала,  $\bar{y}_i$  – отфильтрованное значение сигнала.

Оценки отношений сигнал-шум и контраст-шум применялись не только к сигналам, но и к трёхмерным изображениям. Рекурсивный метод реализации расчёта оценок этих параметров оказался эффективнее по скорости обработки одного изображения, чем аналогичный кумулятивный метод (Рисунок 4), в связи с чем рекурсивный метод оценки параметров предпочтительнее для режима реального времени.

Также в данной главе описывается разработанный пакет *python-rtspm* для интеграции классических оценок качества в виде программного модуля в проект OpenNFT. Оригинальная библиотека с открытым исходным кодом SPM была написана на языках MATLAB и C. Для её переноса на языки Python и C++ был использован пакет *pybind11*. Для работы в режиме реального времени были перенесены такие функции как: корегистрация (*spm\_realign\_rt*) и переинтерполяция (*spm\_reslice\_rt*) фМРТ изображений, формирование ортогональных проекций 3D изображения (*spm\_slice\_vol*), расчёт матрицы аффинных преобразований (*spm\_matrix*) и её параметров (*spm\_imatrix*) и Гауссово сглаживание 3D изображения (*spm\_smooth*). Проведённые экспериментальные исследования показали, что адаптированная библиотека затрачивает меньше времени (210 мс.) на обработку трёхмерных изображений в режиме реального времени, чем оригинальная реализация (232 мс.).

Проведено экспериментальное исследование производительности модуля контроля качества после интеграции его в общий рабочий процесс проекта OpenNFT (Рисунок 5) в двух реализациях – последовательной и параллельной, на данных двух экспериментальных парадигм – с заданием и без задания. Результаты приведены в таблице 5. Пример расчёта тепловой карты отношения сигнал-шум по трёхмерному изображению фМРТ и подсчёта количество пиков в необработанном сигнале в процессе проведения фМРТ сканирования приведён на рисунке 6.

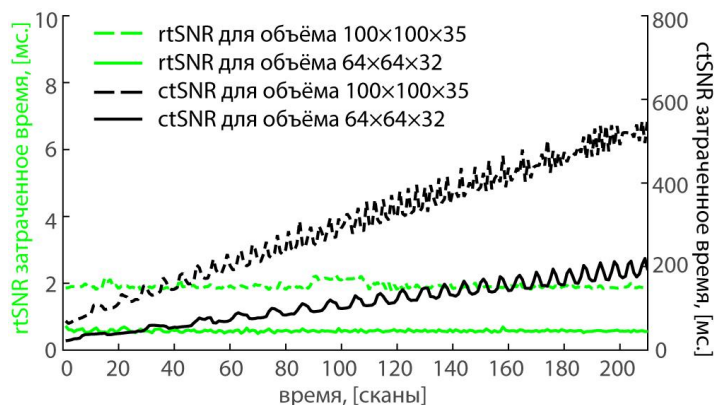


Рисунок 4 – Сравнение времени, затрачиваемого на расчёт кумулятивного (ctSNR) и рекурсивного (rtSNR) отношения сигнал-шум

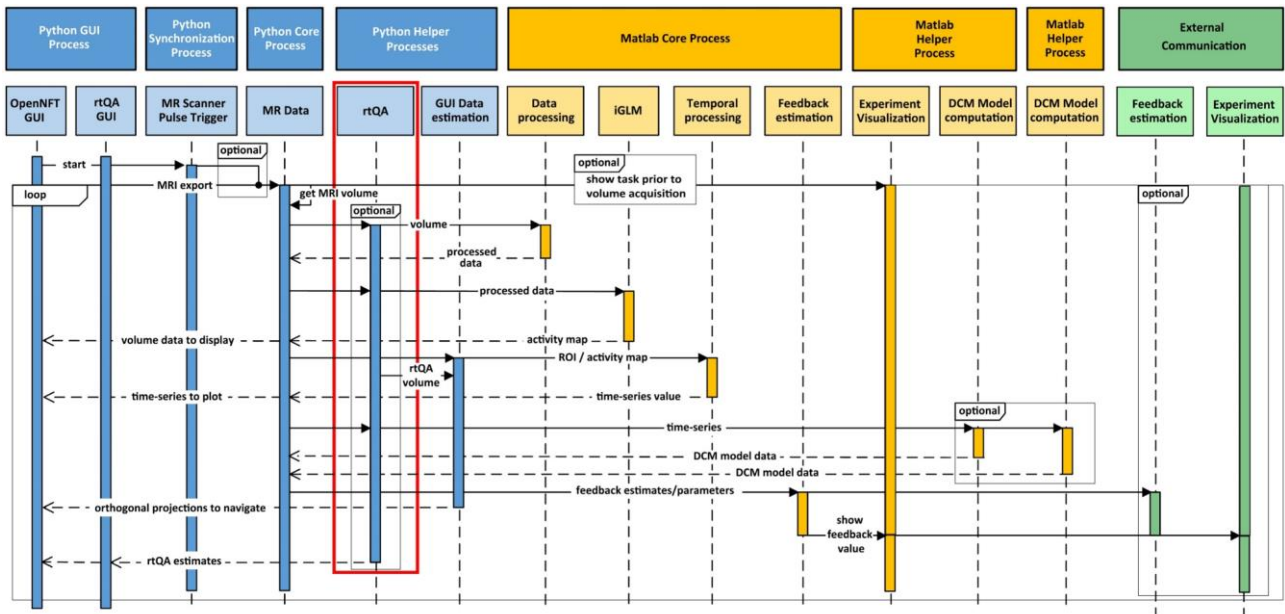


Рисунок 5 – Архитектура программного комплекса и место интеграции модуля контроля качества в общую архитектуру (красной рамкой выделено место интеграции модуля).

Таблица 5 – Среднее время обработки одного 3D изображения

Режим	С заданием, последовательная реализация, мс.	Без задания, последовательная реализация, мс.	С заданием, параллельная реализация, мс.	Без задания, параллельная реализация, мс.
С модулем	446,3±55,5	1091,3±51,3	341,9±24,9	879,0±40,4
Без модуля	357,7±41,4	-	287,3±15,7	-
Разница	88,2±20,9	-	44,9±1,8	-

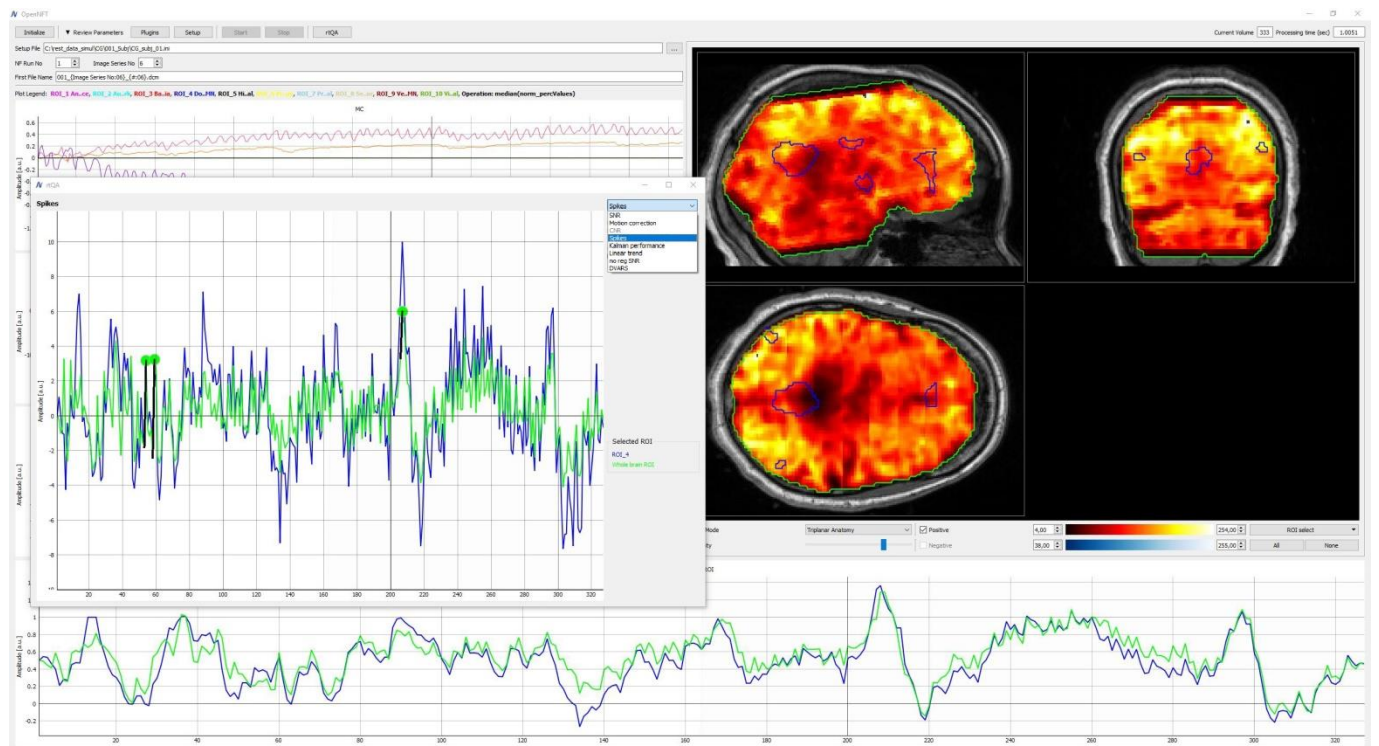


Рисунок 6 – Пример расчёта тепловой карты отношения сигнал-шум в главном окне проекта и подсчёта количество пиков в сигнале в окне модуля контроля качества

## Заключение

В работе решена задача анализа качества последовательностей изображений функциональной МРТ с доменной адаптацией нейросетевых моделей с обучением на условно-реальных данных. Основные результаты работы заключаются в следующем:

1. Разработана схема доменной адаптации нейросетевой модели с помощью одношагового метаобучения с обучением на условно-реальных данных и дообучением на реальных данных показала точность 0,9546, на 11% выше, чем точность трансферного обучения (0,8486) и на 12% выше, чем обучение без адаптации (0,8326).

2. Создана архитектура свёрточно-рекуррентной нейронной сети обнаружения аномалий, обеспечивающая точность обнаружения аномалий 0,9546, что на 17% выше, чем показала одномерная СНС (0,7829).

3. Разработан алгоритм генерации условно-реальных данных с переносом статистических параметров шума, извлечённых из реальных данных, позволяющий выполнить предварительное обучение нейросетевых моделей обнаружения аномалий.

4. Разработана архитектура программного модуля контроля качества фМРТ данных в режиме реального времени и её параллельная реализация, интегрированная в проект OpenNFT, обеспечивающая время обработки одного фМРТ изображения менее 0,5 секунд с контролем качества и 0,35 секунд без него.

5. Разработана python-библиотека для работы с фМРТ данными в режиме реального времени `python-rtspm`, обеспечивающая ускорение обработки фМРТ сканов на 22 мс. (было 232 мс., стало 210 мс.) и позволяющая выполнить портирование платформы OpenNFT на python.

## Публикации автора по теме диссертационной работы

### Статьи в реферируемых журналах и изданиях, рекомендованных ВАК:

1. **Давыдов, Н. С.** Нейросетевое обнаружение ступенчатых аномалий в параметрах движения головы для функциональной МРТ с адаптацией на основе метаобучения / **Н.С. Давыдов, В. В. Евдокимова, П. Г. Серафимович, В. И. Проценко, А. Г. Храмов, А. В. Никоноров** // Компьютерная оптика. – 2023. – Т. 47, № 6. – 18 с. – DOI: 10.18287/2412-6179-CO-1337.

2. **Davydov, N. S.** Real-time and Recursive Estimators for Functional MRI Quality Assessment / **N. S. Davydov, L. Peek, T. Auer, E. Prilepin, N. Gninenko, D. Van De Ville, A. V. Nikonorov, Y. Koush** // Neuroinformatics. – 2022. – № 4. – С. 897-917.

### Статьи в реферируемых журналах и изданиях, индексируемых реферативными базами данных Web of Science / Scopus:

3. Plisko A. A. Detection of step displacements in fMRI head motion data based on machine learning / P. G. Serafimovich, **N. S. Davydov**, A. V. Nikonorov, Y. Koush //

2020 International Conference on Information Technology and Nanotechnology (ITNT). – 2020.10.1109/ITNT49337.2020.9253193.

4. Gareev, A. M. Machine-learning algorithms for helicopter hydraulic faults detection: model based research / A. M. Gareev, E. Yu. Minaev, D. M. Stadnik, **N. S. Davydov**, V. I. Protsenko, I. A. Popelniuk, A. V. Nikonorov, A. G. Gimadiev // Journal of Physics: Conference Series. – 2019. – Vol. 1368. – 6 p.

5. Gareev, A. M. Neural networks with simulated data for the faults detection in hydraulic systems / A. M. Gareev, D. M. Stadnik, E. Yu. Minaev, **N. S. Davydov**, V. I. Protsenko, I. A. Popelniuk, A. G. Gimadiev, A. V. Nikonorov // IEEE Proceedings of ITNT-2020: The VI International Conference on Information Technology and Nanotechnology. – 2020. – Vol. 1. – 4 p. – DOI: 10.1109/ITNT49337.2020.9253325.

6. Katkov, P. I. Research on the use of artificial neural networks for the myocardial infarction diagnosis / P. I. Katkov, **N. S. Davydov**, A. G. Khramov, A. N. Nikonorov. // CEUR Workshop Proceedings. – 2019. – Vol. 2416. – P. 158-164.

7. **Davydov, N. S.** Myocardial infarction detection using wavelet analysis of ECG signal / **N. S. Davydov**, A. G. Khramov // CEUR Workshop Proceedings. – 2018. – Vol. 2212. – P. 31-37.

#### **Материалы конференций в изданиях, индексируемых в РИНЦ:**

8. **Давыдов, Н. С.** Рекуррентная оценка отношения сигнал-шум для функционального МРТ реального времени / **Н. С. Давыдов**, А.Г. Храмов, А.В. Никоноров, Ю.А. Ковш // V Международная конференция и молодёжная школа «Информационные технологии и нанотехнологии» (ИТНТ-2019). – 2019. – С. 699-703.

9. **Давыдов, Н. С.** Рекуррентный контроль качества функционального МРТ при помощи OpenNFT / **Н. С. Давыдов**, Е. Прилепин, Т. Auer, N. Gninenko, А.Г. Храмов, D. Van De Ville, А.В. Никоноров, Ю. А. Ковш // VI Международная конференция и молодёжная школа «Информационные технологии и нанотехнологии» (ИТНТ-2020). – 2020. – С. 192-197.