

Федеральное государственное автономное образовательное учреждение высшего образования «Уральский федеральный университет имени первого Президента России Б.Н. Ельцина»

На правах рукописи



Мангилева Дарья Владимировна

**Нейросетевые методы анализа динамических сцен и
математические модели электрофизиологии сердца для изучения
аритмий**

Специальность 1.2.2 —
Математическое моделирование, численные методы и комплексы программ

Автореферат
диссертации на соискание учёной степени кандидата
физико-математических наук

Екатеринбург — 2025

Работа выполнена на кафедре вычислительной математики и компьютерных наук ФГАОУ ВО «Уральский федеральный университет имени первого Президента России Б.Н. Ельцина» и в лаборатории математической физиологии ФГБУН Институт иммунологии и физиологии Уральского отделения Российской академии наук.

Научный руководитель: **Соловьёва Ольга Эдуардовна**,
доктор физико-математических наук, профессор

Официальные оппоненты: **Данилов Александр Анатольевич**
кандидат физико-математических наук
Федеральное государственное бюджетное учреждение науки Институт вычислительной математики им. Г.И. Марчука Российской академии наук (г. Москва)
старший научный сотрудник

Кучумов Алексей Геннадьевич
доктор физико-математических наук, доцент
ФГАОУ ВО «Пермский национальный исследовательский политехнический университет»
заведующий лабораторией биожидкостей

Осипов Григорий Владимирович
доктор физико-математических наук, профессор
ФГАОУ ВО "Национальный исследовательский Нижегородский государственный университет им. Н.И. Лобачевского" (ННГУ)
заведующий кафедрой теории управления и динамики систем

Защита состоится 15 октября 2025 года в 11:00 на заседании диссертационного совета УрФУ 1.2.05.22 по адресу: 620000, г. Екатеринбург, пр. Ленина 51, зал диссертационных советов, комн. 248.

С диссертацией можно ознакомиться в библиотеке и на сайте ФГАОУ ВО «Уральский федеральный университет имени первого Президента России Б.Н. Ельцина», <https://dissovet2.urfu.ru/mod/data/view.php?d=12rid=7428>.

Автореферат разослан «_____» июля 2025 года.

Ученый секретарь
диссертационного совета
доктор физ.-мат. наук, доцент

Елфимова Екатерина Александровна

Общая характеристика работы

Актуальность и степень разработанности темы исследования Сердечные аритмии являются одними из наиболее частых жизнеугрожающих заболеваний в мире [1]. Они характеризуются нарушениями последовательности электрического возбуждения сердца, приводящими к снижению его сократительной и насосной функции. Одной из причин сердечных аритмий является возникновение дополнительных патологических источников электрических импульсов в миокарде, которые могут инициировать аномальные спиральные автоволны электрической активности миокарда, навязывающие патологический ритм сердца [1]. Возникновение спиральных волн (СВ) часто связано с патологическими изменениями в электрофизиологии кардиомиоцитов, когда нарушения динамики ионных токов вызывают изменения мембранного потенциала (МП) и ухудшают проведение электрического возбуждения от клетки к клетке. Такие функциональные изменения влияют на электрофизиологические свойства сердца, что может быть причиной СВ в поврежденной сердечной ткани. Изучение этих явлений играет ключевую роль для понимания механизмов аритмий и разработки новых диагностических и терапевтических подходов, применяемых в клинической практике [1].

Одним из важных этапов экспериментальных исследований динамики СВ в реальной активной среде является их детекция и визуализация. Существуют исследования, в которых проводилась визуализация электрической СВ в миокарде с помощью оптических потенциал-чувствительных красителей [2; 3]. Еще более сложной является задача экспериментальной визуализации механического следа, который оставляет СВ электрического потенциала в миокарде вследствие электромеханического сопряжения. Так, видеорегистрация сокращений поверхности открытого сердца позволяет восстановить и визуализировать поле смещений миокарда для детекции и анализа аритмий наряду с прямыми измерениями электрической активности миокарда. Такой способ визуализации автоволновых процессов является на сегодняшний день актуальным, поскольку с помощью него возможно обнаружить СВ без применения красителей, влияющих на электрофизиологическую функцию сердца. Кроме того, анализ механической активности миокарда может дать дополнительные сведения о природе аритмий и возможность оценить их последствия.

В исследовании [4] J.Christoph с соавторами успешно детектировали механический след электрической СВ, что стало значительным прорывом в области обработки изображений сердца. Стоит отметить, что в этой работе были использованы изображения, полученные на изолированных сердцах животных [3; 4]. Однако физиологические процессы, происходящие в изолированном сердце, не совпадают с теми, которые имеют место в живом организме. В интактном сердце присутствуют сложные взаимодействия между различными типами клеток, а также его функция зависит от работы других систем (нервной, эндокринной), которые регулируют деятельность сердца [1]. В связи с этим исследования *in-situ* на неизолированных сердцах, функционирующих в организме, также важны для получения более реалистичной картины. В то же время, анализ видеоряда изображений, полученных в таких экспериментах, требует более тонких методов для получения информации о динамике электрических и механических процессов в миокарде.

В последнее время глубокие нейронные сети хорошо зарекомендовали себя в анализе динамических сцен, представляющих собой различные временные изменения изображений в видеоряде. Одним из таких изменений является смещение пикселей между кадрами, которое описывается как поле смещения [5; 6]. Параллельно с этим возросла популярность схем нейронных сетей на основе многослойных персептронов (MLP) [7; 8], в том числе и для задач определения поля смещения. Это связано с разработкой двух новых подходов [9; 10], которые позволили решить проблему недообучения MLP при генерации графической информации по причине частотного сдвига [9], приводящего к сложности воспроизведения мелких деталей (другими словами, краткосрочных колебаний) на изображениях.

Использование нейронных сетей на основе MLP для улучшения качества видеозаписей сокращений неизолированного сердца и получения информации о движении его стенки *in-situ* представляется перспективным, так как отсутствует необходимость в их обучении с применением большого набора данных, что важно в медико-биологической области [11].

Помимо визуализации СВ, важно также измерение их характеристик. Одним из ключевых аспектов аритмии является ее частота, которая при наличии СВ определяется скоростью их вращения. В ранней работе А.М. Перцова в 1984 году с помощью упрощенной математической модели ФитцХью - Нагумо [12] было показано, что скорость вращения СВ обратно пропорциональна радиусу препятствия, вокруг которого вращается волна. Изучение данного явления в натурных экспериментах очень затруднительно. В то же время, исследование динамики СВ активно проводится с использованием современных детализированных математических моделей, которые имитируют основные электрофизиологические процессы в миокарде [13]. Наряду с идеализированными моделями миокардиальной ткани (2D и 3D моделями возбудимой среды) можно использовать более реалистичные модели сердца, учитывающие анатомическую структуру и анизотропию миокардиальной ткани [14]. Однако несмотря на актуальность, исследования свойств СВ при наличии структурно-функциональных нарушений ткани остаются единичными [12], и их результаты до сих пор не были систематизированы.

Целью данной работы является разработка неконтролируемой модели нейронной сети на основе MLP для определения полей смещения изображений видеоряда и её применение для визуализации вихревой активности миокарда, а также теоретическое изучение динамики спиральных волн электрического потенциала в неоднородном миокарде со структурно-функциональными нарушениями с помощью математического моделирования.

Поставлены следующие **задачи**:

1. Разработать модель нейронной сети на основе MLP для получения полей смещения пикселей в последовательности 2D изображений видеоряда и сравнить ее с современным аналогами;
2. Разработать алгоритм обработки экспериментальных видеозаписей сокращений открытой поверхности (эпикарда) неизолированного сердца, включающий кросс-корреляционный анализ, для выявления различий механической активности миокарда в норме и при аритмии;
3. Применить разработанную нейронную сеть к видеозаписям эксперимента на неизолированном сердце для расчета поля смещений миокарда в процессе сокращения и визуализации механической спиральной волны;
4. При помощи компьютерных моделей электрической активности миокарда (2D и 3D) изучить влияние размеров непроводящей зоны (постинфарктного рубца) и полупроводящей (серой) зоны в миокардиальной ткани на динамику спиральных волн электрического потенциала в миокарде.

Научная новизна

В области математического моделирования:

1. Разработана новая неконтролируемая модель нейронной сети DisplacementMLP+ для вычисления полей смещения с двух изображений видеоряда, обладающая преимуществами по сравнению с современными передовыми аналогами. В частности, разработанная модель показала более высокое качество определения полей смещения по сравнению с передовой нейронной сетью DICNet-corr [15] на выборке видеоряда изображений неизолированного бьющегося сердца.
2. С помощью математического моделирования впервые выявлены четыре основных режима вращения спиральной волны электрического потенциала в миокарде

де вокруг невозбужденного препятствия (рубца): *вращение вокруг рубца, функциональное вращение, вращение вокруг серой зоны, особый тип вращения вокруг рубца* – 2. Установлено, что период вращения спиральных волн линейно зависит от размера рубца и ширины серой зоны в определённых диапазонах их изменения. При малых размерах рубца, а также при больших размерах серой зоны, окружающей препятствие, частота вращения спиральной волны практически не зависит от их размеров. Эти закономерности наблюдаются как в двумерной модели миокардиальной ткани, так и в реалистичной 3D геометрии сердца с миокардиальными волокнами, обуславливающими анизотропию проводимости миокарда.

В области численных методов:

1. Разработан специальный протокол для синтеза последовательных кадров (исходного и трансформированного) с помощью заданного поля смещения с целью разработки новой модели нейронной сети, а также ее сравнения с другими численными методами.
2. Разработан алгоритм обработки видеозаписей поверхности открытого неизолированного сердца лабораторной свиньи во время сокращений сердца для определения полей смещения миокарда. На основе разработанного алгоритма предложены оценки механической активности миокарда, позволяющие разделить его нормальное функционирование от аномального при фибрилляции.
3. Впервые применен критерий вихревого растяжения для детекции аномальной механической активности миокарда во время аритмии.

В области создания комплексов программ:

1. Разработан программный комплекс для синтеза последовательных изображений с заданным полем смещения, на которых обучалась и тестировалась новая модель.
2. Разработан программный комплекс для реализации новой неконтролируемой модели нейронной сети DisplacementMLP+.
3. Разработан программный комплекс для обработки видеозаписей открытого неизолированного сердца свиньи, который был использован для визуализации механических спиральных волн.

Теоретическая и практическая значимость

Теоретическая значимость данной работы заключается в разработке нейронной сети на основе MLP для определения полей смещения по двум последовательным изображениям видеоряда. Построенная нейросетевая модель превосходит современные аналоги [15; 16] на изображениях с градиентно-меняющимися значениями пикселей в пространстве. Разработанная модель DisplacementMLP+ обеспечивает более высокую точность восстановления смещений по сравнению с единственной на сегодняшний день аналогичной неконтролируемой нейронной сетью — DICNet-corr [15] на изображениях неизолированного сердца.

При помощи математического моделирования электрофизиологической активности миокарда со структурно-функциональными повреждениями установлена зависимость периода вращения СВ электрического потенциала в миокарде от размера непроводящего рубца в миокардиальной ткани, а также ширины окружающей его полупроводящей серой зоны. Эти результаты имеют важное значение при прогнозировании возникновения и тяжести аритмий вследствие постинфарктных изменений в миокарде.

Практическая значимость работы заключается в том, что впервые предложен алгоритм и реализован программный продукт для обработки видеозаписей сокращения миокарда на поверхности неизолированного сердца внутри живого организма. Разработанный алгоритм может быть использован для оценки динамической деформации миокарда во

время сокращения сердца и вычисления ее характеристик в нормальном сердце и при аритмиях.

Разработанная в данной работе модель неконтролируемой нейронной сети позволяет детектировать механический след СВ возбуждения миокарда. Разработанные подходы для обработки экспериментальных видеозаписей могут использоваться при решении задач диагностирования и лечения аритмии в исследовательской и медицинской практике, а также в других технических и естественно-научных областях.

Методология и методы исследования

В данной работе разработан и реализован метод генерации синтетических изображений и их смещений, использованных для решения задачи восстановления смещений в последовательности изображений видеоряда. В частности, базовая текстура изображения представляет собой структурированное случайное поле, сгенерированное по гауссовой вариограмме при помощи открытого программного кода GStools [17]. Ширина спектра значений пикселей изображения варьировалась с помощью двух подходов: добавление случайного шума и умножение каждого пикселя на определённый коэффициент. Поля смещения получались с помощью шума Перлина с разными значениями октав в алгоритме (от 3 до 7 с шагом 1), так что плотность поля была различна. Инверсия функции смещения выполнялась в рамках открытого программного кода muDIC [18], в основе которого лежит численный метод Ньютона и В-сплайны, использовавшиеся для интерполяции значений шкалы серого изображения.

В рамках разработки новой модели нейронной сети тестировались два подхода для преодоления недообучения MLP. Первый подход состоял в преобразовании входных координат с помощью гауссовой случайной функции Фурье в генератор изображений [9]. Второй подход состоял в использовании синусоидальных слоев с периодической функцией активации [10].

При анализе видеозаписей открытого сердца свиньи использовалась быстрая нормализованная кросс-корреляция изображений [19] для исключения дыхательных артефактов и эффектов общего движения сердца. Для каждой пары кадров вычислялось дискретное поле смещений изображения, применяя кросс-корреляционный анализ в рамках пакета PIVLab (MATLAB) [20]. Для визуализации механической СВ (следа СВ электрического потенциала в миокарде) применялась разработанная модель нейронной сети. Поля смещения, полученные с помощью неё, дополнялись для наглядности стримлайновыми линиями. Для детекции вихревых явлений в процессе сокращения миокарда в анализе динамики полей смещения изображений впервые применён критерий вихревого растяжения [21]. Его расчёт был реализован в рамках пакета VortexFitting [21].

Динамика СВ изменения электрического потенциала в активном миокарде с непроводящим препятствием и зоной сниженной проводимости изучалась с использованием монодоменной модели электрической активности миокарда, представленной уравнением реакции-диффузии для клеточного мембранного потенциала в активной среде [12]. Рубцовое поражение исключалось из геометрической области активного миокарда (моделировалось как непроводящая область), а свойства среды в полупроводящей зоне вокруг отверстия изменялись за счет понижения суммы ионных токов в модели на определенный процент, как описано в работе [22]. СВ инициировалась протоколом повторной активации возбуждения (S1-S2) [23]. В 2D моделях миокардиальной ткани использовалась изотропная среда с постоянным тензором диффузии. Реалистичная 3D геометрия желудочков сердца была взята из открытого набора данных и включала в себя информацию о направлении хода миокардиальных волокон [14], с помощью которых вычислялся тензор электродиффузии D [12] с более высоким коэффициентом проводимости вдоль волокон по сравнению с поперечными направлениями.

Положения, выносимые на защиту

1. Разработана модель неконтролируемой нейронной сети DisplacementMLP+, которая позволяет восстановить поля смещения в последовательных 2D цифровых изображениях. Данная модель работает на уровне новейшей нейронной сети DICNet-corr [15] на выборках различных медико-биологических изображений, а также выдает лучшие результаты по максимуму пространственного критерия среднеквадратичной ошибки на изображениях неизолированного сердца.
2. Разработан и реализован алгоритм для обработки экспериментальных видеозаписей сокращений открытого неизолированного сердца, который позволяет установить различия в механической активности миокарда во время нормальных сокращений и при фибрилляции левого желудочка.
3. Разработанная нейросетевая модель анализа изображений позволяет детектировать и визуализировать вихревую механическую активность миокарда в неизолированном сердце.
4. Результаты математического моделирования электрической активности миокарда предсказывают линейную зависимость периода вращения СВ от размера непроводящего препятствия и ширины серой зоны в определенном диапазоне величин. При малых размерах препятствия период СВ не зависит от его размера. В случае, когда ширина серой зоны значительно превосходит размер препятствия, период СВ определяется только размером препятствия. Закономерности, выявленные в 2D моделях, наблюдаются также в реалистичной 3D модели сердца, позволяя предположить справедливость найденных закономерностей в реальном сердце.

Достоверность полученных результатов подтверждается тестированием предложенных подходов на синтетических данных с известным правильным ответом, а также их согласованностью с электрофизиологической теорией.

Апробация результатов исследования

Основные результаты работы докладывались на международных конференциях: IV Международный конгресс, посвященный А.Ф. Самойлову «Фундаментальная и клиническая электрофизиология. Актуальные вопросы аритмологии» (г.Казань, Россия, 2021), Mathematical modelling in biomedicine (г.Москва, Россия, 2021), 31-я Международная конференция по компьютерной графике и машинному зрению "Графикон 2021"(г. Нижний Новгород, Россия, 2021 г.), 2022 IEEE International Multi Conference on Engineering, Computer and Information Sciences (SIBIRCON) (г.Екатеринбург, Россия, 2022), Intelligent Data Processing: Theory and Applications, IDP (г. Москва, Россия, 2022 г.), Международный научный форум FIT-M (г.Москва, Россия, 2022), Международная (55-я Всероссийская) молодежная школа-конференция "Современные проблемы математики"(г.Екатеринбург, Россия, 2024), 2nd Asia Conference on Computer Vision, Image Processing and Pattern Recognition (CVIPPR 2024) (г.Сямынь, Китай, 2024), 2024 IEEE Ural-Siberian Conference on Biomedical Engineering, Radioelectronics and Information Technology (USBREIT) (г.Екатеринбург, Россия, 2024), 2025 IEEE Ural-Siberian Conference on Biomedical Engineering, Radioelectronics and Information Technology (USBREIT) (г.Екатеринбург, Россия, 2025).

Личный вклад Все результаты, представленные в диссертации, опубликованы. Автор лично участвовала в обсуждении постановок задач, получении результатов, подготовке и редактировании материалов для публикаций и докладов на научных конференциях. Результаты, описанные в главах 2-4 представлены в работах [1-7]. В этих исследованиях диссертантом лично разработан и реализован протокол для тестирования, разработки и сравнения численных методов, вычисляющих поля смещения в последовательных кадрах видеозаписи [3]; разработаны и представлены модели на основе MLP для анализа дина-

мических сцен [1]; предложено использование критерия вихревого растяжения и показана его эффективность для детекции механических СВ в видеозаписи активности миокарда [7]; разработан алгоритм обработки видеозаписей неизолированного бьющегося сердца [2]; проведена визуализация механических СВ [2;3;4]. Во всех проведенных исследованиях автор лично разработала программные реализации предложенных методов и провела все вычислительные эксперименты. Численные эксперименты и анализ результатов изучения динамики СВ проведены совместно с соавторами [5;6]. Исходный программный код был предоставлен А.Д. Докучаевым, модификации кода для решения поставленных задач и вычислительные эксперименты проведены лично диссертантом. Видеозаписи физиологических экспериментов, использованные в работе, получены и предоставлены соавторами из Института физиологии Коми НЦ.

Публикации Результаты по теме диссертации изложены в 10 печатных работах, в том числе в 7 [1-7] рецензируемых научных журналах и изданиях, рекомендованных ВАК РФ и Аттестационным советом УрФУ для защиты диссертации на соискание ученой степени кандидата наук, а также входящих в международные базы данных WoS и Scopus.

Благодарности Автор выражает благодарности научному руководителю, профессору, доктору физико-математических наук Ольге Эдуардовне Соловьёвой за руководство исследованием, а также Кацнельсону Леониду Борисовичу, Коновалову Павлу Владимировичу, Курсанову Александру Геннадьевичу, Панфилову Александру Викторовичу, Чумарной Татьяне Владиславовне, Докучаеву Арсению Дмитриевичу и Хамзину Святославу Юрьевичу за совместные исследования и консультации в предметной области. Автор выражает благодарность группе из Института физиологии Коми научного центра УрО РАН под руководством Азарова Яна Эрнестовича за предоставление экспериментальных данных и обсуждение результатов исследования. Расчёты программ были выполнены на суперкомпьютере "Уран" ИММ УрО РАН. Работа выполнялась в рамках гранта РНФ 21-14-00226 (рук. Кацнельсон Л.Б.) и РНФ 18-29-13008 (рук. А.В. Панфилов)

Содержание работы

Во **введении** описывается актуальность исследований, проводимых в рамках диссертационной работы, ставится цель и задачи, обозначается научная новизна, а также теоретическая и практическая значимость выполненной работы.

В **первой главе** приводятся основные теоретические сведения и обзор результатов исследований по теме диссертации. В частности, описывается проблема обработки видеозаписей неизолированного движущегося сердца и актуальность решения данной задачи. Приводится описание работы MLP, а также проблемы частотного сдвига и методы её преодоления. В конце приводится описание основ математического моделирования в медико-биологической практике, в частности, для изучения динамики СВ возбуждения в миокарде и обсуждается потенциал их использования.

Во **второй главе** описываются этапы разработки новой неконтролируемой нейронной сети на основе MLP – DisplacementMLP+. В начале главы рассматривается перспектива применения MLP для определения поля смещений на двух последовательных 2D изображениях. Приводится описание выбора основных параметров модели и оценка её работы на основании специально созданного протокола. После промежуточных результатов приводится усовершенствованная модель нейронной сети с новой схемой обучения. В конце главы приводятся результаты испытаний разработанной модели и сравнение с другими нейросетевыми моделями на выборке различных медико-биологических и синтетических изображений.

Многослойный персептрон (MLP) — одна из первых моделей нейронных сетей, которая принимает значения координат на вход, а на выходе выдает результаты, соответ-

ствующие определенным точкам на координатной плоскости. Такое представление часто называется "нейронные поля" (англ. "Neural fields") [7]. В последние годы MLP активно используется благодаря появлению методик, решающих проблему его недообучения [9]. Одним из таких подходов стало преобразование Фурье входной сетки координат [9], а другим — замена функции активации ReLU на функцию синуса во внутренних слоях [10].

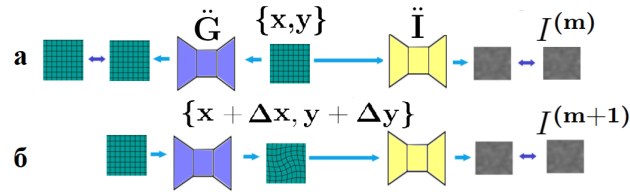


Рис. 1 — Схема модели: $\tilde{I}$ - генератор изображений, $\tilde{G}$ - генератор сетки. (а) - первый этап инициализации весов, (б) - второй этап построения деформированной сетки для получения поля смещений.

Идея применения схемы нейронной сети на основе MLP для анализа динамических сцен появилась благодаря знакомству с работой S. Nam и др. [8]. Глобально данная модель состоит из двух MLP (Рис. 1). Один выполняет функцию генератора изображений $\tilde{I}$ и второй - функцию генератора сетки $\tilde{G}$. Пусть $I^{(m)}$ и $I^{(m+1)}$ это два последовательных изображения в видеоряде. Первоначально для инициализации весов на вход $\tilde{I}$ и $\tilde{G}$ подается поле координат $\{x, y\}$ (значения x и y находятся в диапазоне от -1 до 1) и на выходе $\tilde{I}$ генерирует изображение $I^{(m)}$, а $\tilde{G}$ генерирует такое же поле $\{x, y\}$. Далее $\tilde{G}$ стремится сгенерировать поле координат $\{x + \Delta x, y + \Delta y\}$ с таким смещением, чтобы выход генератора $\tilde{I}$ был максимально приближен к изображению $I^{(m+1)}$. Такая модель нейронной сети позволяет вычислять поле смещения на основании всего двух последовательных кадров, что особенно важно для применения в медико-биологической области [11]. Именно поэтому она была выбрана в качестве основы для разработки новой неконтролируемой нейронной сети DisplacementMLP+.

Генерация исходных и трансформированных изображений с заданными смещениями. Для разработки и тестирования нейронной сети, которая определяет поле смещений между двумя последовательными кадрами видеоряда, был создан специальный протокол, позволяющий синтезировать пары изображений: одно выступало в качестве исходного (референтного, $I^{(m)}$), а второе — его деформированной версии ($I^{(m+1)}$) [1;3]. Изначально был сгенерирован набор разнообразных референтных изображений на основе базовой текстуры изображения (240x240 пикселей), созданной с помощью гауссовой вариограммы, применяя специальную библиотеку GSTools [17], которая представляет собой структурированное случайное поле (Рис. 2 а). На основе этого базового изображения генерировались отличающиеся производные изображения двух типов - зашумленные и незашумленные (Рис. 2 б, в), которые далее были использованы в качестве исходных изображений для определения смещений. Они имели разную ширину спектра значений пикселей и генерировались различными путями. Зашумленные изображения генерировались путем добавления к базовому изображению случайного шума разной дисперсии. Таким образом, было сгенерировано 5 различных изображений с шириной спектра от 135 до 219 с шагом около 25. В случае с незашумленными изображениями, ширина спектра увеличивалась путём умножения значений каждого пикселя базового изображения на определённый коэффициент по формуле:

$$I = k(I - 75), \quad (1)$$

где I — матрица изображения, $k \in [1, 1.2, 1.4, 1.6, 1.8]$ — коэффициент для увеличения ширины спектра значений пикселей на кадре. При помощи такого метода контрастирования

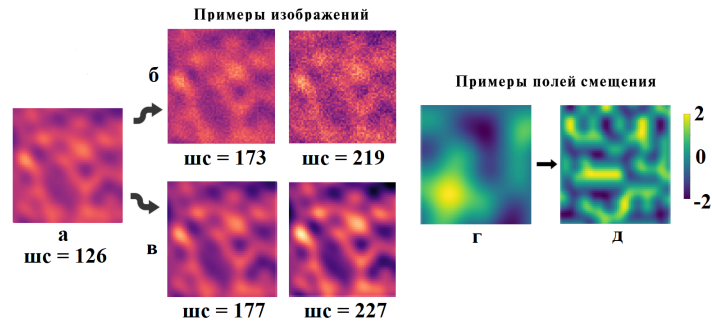


Рис. 2 — Примеры изображений и полей смещения по одному направлению (x или y), с помощью которых производились разработка и тестирование модели на основе MLP: а - базовая текстура изображения 240x240, полученная с помощью гауссовой вариограммы [17]; б - примеры зашумленных изображений с разными значениями ширины спектра значений пикселей; в - примеры изображений с градиентно-меняющимися значениями пикселей; г - поле смещений на основе шума Перлина (октава равна 3); д - поле смещений на основе шума Перлина (октава равна 7). ШС - ширина спектра значений пикселей.

также было получено 5 новых изображений с шириной спектра от 126 до 227 с шагом около 25. В итоге для тестирования нейронной сети было получено 10 вариантов исходных изображений размером 240x240, которые затем подверглись деформированию.

Далее референтное изображение преобразовывалось с помощью программного комплекса muDIC [18], используя поля смещения, предварительно сгенерированные шумом Перлина со значением октав от 3 до 7 с шагом 1 (5 вариантов смещений, см. Рис. 2 г,д). Плотность поля смещения в сгенерированных примерах была различна, при этом каждый раз поле получалось индивидуальным, как по магнитуде U (направление по оси x), так и по магнитуде V (направление по оси y). Диапазон смещений составлял по каждому направлению от -2 до 2 пикселей.

Дополнительно, кроме основного тестового набора, были также сгенерированы кадры других размеров: 120x120 и 480x480. Для них создавались изначально также базовые текстуры изображения с помощью гауссовой вариограммы [17]. Затем к данной текстуре добавлялся шум разной дисперсии, так что получалось три разных варианта изображения: незашумленное, средnezашумленное и сильнозашумленное. Для изображения 120x120 ширина спектра значений пикселей составляла 132 (незашумленное), 174 (средnezашумленное), 228 (сильнозашумленное). Для изображения 480x480 - 131 (незашумленное), 180 (средnezашумленное), 229 (сильнозашумленное). Они также преобразовывались с помощью программного комплекса muDIC с использованием полей смещения, сгенерированных шумом Перлина со значениями октав от 3 до 7 с шагом 1. Таким образом, для изображений размером 120x120 и 480x480 было сгенерировано по 15 пар изображений в тестовом наборе. В итоге, основная тестовая выборка составила всего 80 пар различных комбинаций исходных и трансформированных изображений.

Подбор оптимальных параметров модели на основе MLP для восстановления полей смещения. Первым этапом при разработке нейронной сети был подбор основных параметров модели (Рис. 1). В частности, это количество внутренних слоев генератора сеток и генератора изображений. Их количество варьировалось от 2 до 5 включительно. Также выбирались два подхода для преодоления недообучения MLP, которые описаны выше [9; 10]. Всего было получено 32 разных модели. Для тестирования этих моделей были выбраны изображения размером 240x240. Среди них было взято по текстуре три изображения с разной шириной значений спектра пикселей: 126 (незашумленное), 173 (средnezашумленное) и 219 (сильнозашумленное). Как упоминалось ранее, для преобразования изображений применялись пять полей смещения различной плотности, регулируемой октавой в алго-

ритме Перлина. Таким образом, каждая модель была протестирована на 15 разных парах изображений. В общей сложности было выполнено 480 вычислительных экспериментов. Поля смещения, получаемые нейронными сетями, сравнивались с эталоном (с помощью которого производилась деформация) и вычислялась среднеквадратичная ошибка (СКО), которая усреднялась для всех 15 пар изображений.

По результатам проведенных испытаний была выбрана модель нейронной сети с 4 внутренними слоями в $\tilde{G}$ и $\tilde{I}$, в которой применяются синусные функции активации во внутренних слоях $\tilde{I}$ для предотвращения недообучения MLP.

Тестирование модели. Далее производилось более подробное тестирование подобранной модели и её сравнение с современными аналогами. Для сравнения результатов, получаемых при помощи выбранной модели, были применены два альтернативных метода: передовой метод ALDIC, который показал своё превосходство над другими кросс-корреляционными методами [16], и новая неконтролируемая нейронная сеть DICNet-corr, а также её контролируемая версия [15]. Окно поиска для ALDIC (область изображения, в рамках которой осуществляется поиск фрагмента на последующем кадре) было установлено равным 24 (12 и 48 для изображений размером 120x120 и 480x480 пикселей соответственно). Шаг поиска составил 12 (размер фрагмента), что соответствует 6 и 24 для изображений размером 120x120 и 480x480 пикселей соответственно [16]. Стоит отметить, что в рамках программного комплекса ALDIC для устранения влияния повышенных значений ошибок на краевых областях производится срез итогового поля смещения (для изображения 240x240 убирается по 30 пикселей с каждого края). Исходя из этого, для корректного сравнения здесь и далее к результатам всех численных методов применяется данный срез изображений.

Таблица 1 — Средние значения СКО, усредненные по разным полям смещений (октава от 3 до 7 с шагом 1 в алгоритме Перлина) для исследуемых методов (* изображение незашумлено)

Ширина спектра значений пикселей	126*	173	219
Предложенная модель	0.028	0.007	0.008
Неконтролируемая DICNet-corr	0.102	0.005	0.025
Контролируемая DICNet-corr	0.054	0.005	0.006
ALDIC	0.066	0.044	0.044



Рис. 3 — а - Пример графика зависимости СКО от октавы в алгоритме Перлина (плотности поля смещения) для разных методов для случая незашумленного изображения (ширина спектра значений пикселей 126); б - Пример графика зависимости СКО от ширины спектра значений пикселей (незашумленные изображения) для разных методов (октава в алгоритме Перлина 5); в - Пример графика зависимости СКО от ширины спектра значений пикселей (зашумленные изображения) для разных методов (октава в алгоритме Перлина 7). Размер изображений 240x240.

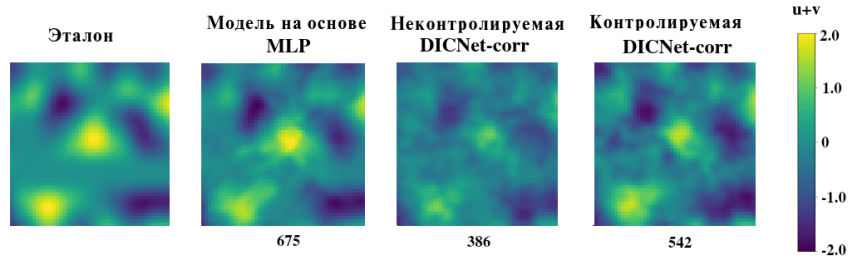


Рис. 4 — Примеры полей смещения (октава в алгоритме Перлина равна 6) в виде суммы $u+v$ (направлений по x и по y), полученных с помощью разных моделей нейронных сетей: а - случай с незашумленным изображением (ширина спектра пикселей 126). Снизу приведен индекс структурного сходства.

В итоге, результаты экспериментов на незашумленных изображениях показали, что модель на основе MLP превосходит современные аналоги (Рис.3 а,б, Рис.4 а, Табл.1) [1]. Например, если сравнивать разработанную нами модель с DICNet-corr, то на выборке изображений 240x240 значение СКО у неё ниже на 49% и 73% по сравнению с контролируемой и неконтролируемой версиями DICNet-corr соответственно. Подобные результаты наблюдаются и при других размерах изображений (120x120 и 480x480). Напротив, по результатам, полученным по зашумленным изображениям, модель на основе MLP выдает среднее значение СКО больше на 22% по сравнению с контролируемой и неконтролируемой DICNet-corr (Рис. 3 в, Рис. 4 б, Табл.1). При сравнении результатов, полученных с использованием нейронных сетей, и передового метода цифровой кросс-корреляции ALDIC, можно заметить, что в общем случае нейронные сети демонстрируют лучшие результаты, за исключением случаев, связанных с определением низкочастотных полей (Рис. 3 а).

Разработка модели DisplacementMLP+ для восстановления смещений с новым подходом к обучению генератора изображений (фрагментирование изображения). Как уже упоминалось ранее, модель на основе MLP демонстрирует наилучшие результаты при работе с изображениями, в которых значения пикселей варьируются градиентно в пространстве. Чтобы улучшить качество результатов модели на основе MLP при работе с изображениями, содержащими высокочастотные колебания, был разработан новый метод обучения генератора $\tilde{I}$ (Рис. 1 а), который был назван «фрагментирование изображений». Его суть заключается в следующем. Если рассмотреть функцию с наличием множества высокочастотных колебаний и выделить на ней небольшой участок, то он будет выглядеть более сглаженным по сравнению с фрагментом, взятым на более широком интервале. Так как медико-биологические изображения часто представляют собой функцию с множеством высокочастотных колебаний, то область её задания можно разделить на несколько частей, чтобы уменьшить число колебаний на каждом сегменте. Соответственно, можно предположить, что генератор изображений $\tilde{I}$ способен генерировать каждую отдельную часть кадра лучше, чем весь кадр. Однако для задачи определения полей смещения важно, чтобы все области кадра были согласованы. Более того, диапазон значений координат x, y в каждой части кадра должен быть равным от -1 до 1 [10]. В связи с этим была предложена новая схема обучения $\tilde{I}$ (фрагментирование изображений), представленная на рисунке 5 а.

Основной смысл данной схемы заключается в следующем:

Пусть $I^{(m)}$ - текущее изображение, которое необходимо сгенерировать, и $\tilde{I} = \{I_0^{(m)} \dots I_n^{(m)}\}$ - набор фрагментов изображения $I^{(m)}$. Генератор изображений $\tilde{I}$ стремится восстановить $I^{(m)}$, тогда как аналогичные модели $\Upsilon = \{\tilde{I}_0, \tilde{I}_1 \dots \tilde{I}_n\}$ стремятся воспроизвести соответствующие значения фрагментов в наборе $\tilde{I}$. Мы предположили, что модели Υ в совокупности должны обучаться лучше и быстрее, чем $\tilde{I}$. Однако на вход каждой модели $\tilde{I}_i$ данной совокупности Υ поступают сетки $\{x, y\}$ со значениями от -1 до 1 (Рис. 5), а для

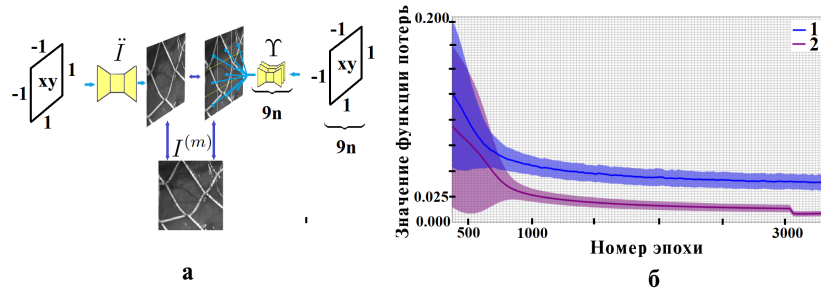


Рис. 5 — а - Схема метода фрагментирования изображений для обучения генератора $\ddot{I}$: $\Upsilon = \{\ddot{I}_0, \ddot{I}_1, \dots, \ddot{I}_n\}$ - набор моделей, восстанавливающих соответствующую им часть изображения, $I^{(m)}$ - изображение, которое необходимо получить. Голубая односторонняя стрелка означает вход и выход объекта генераторов, двухсторонняя фиолетовая стрелка - расчет функции потерь. б - График усредненной функции потерь (по всем 485 различным изображениям) для генератора изображений $\ddot{I}$ в зависимости от количества эпох с применением метода фрагментирования изображения (розовая линия, 2) и без него (синяя линия, 1).

дальнейшего определения поля смещения необходимо, чтобы на входе и выходе у генератора сеток $\ddot{G}$ получалось общее поле $\{x, y\}$, также со значениями от -1 до 1 (Рис. 5 а) [10]. Исходя из вышеперечисленных рассуждений, было предложено обучать генератор $\ddot{I}$ "постепенно" с помощью набора Υ . Так, Υ выдает значения - $\widetilde{I^{out}} = \{I_0^{out(m)}, I_1^{out(m)}, \dots, I_n^{out(m)}\}$, совокупность которых стремится к эталону $I^{(m)}$:

$$\left\| \widetilde{I^{out}} - I^{(m)} \right\| \rightarrow \min \quad (2)$$

По предложенной схеме обучения выход генератора $\ddot{I}$ (I^{out}) в свою очередь сравнивается с выходом моделей Υ :

$$\left\| I^{out} - \widetilde{I^{out}} \right\| \rightarrow \min \quad (3)$$

Стоит отметить, что главная цель метода фрагментирования изображений — это улучшить качество обучения генератора $\ddot{I}$, так чтобы его выход I^{out} в итоге был ближе к $I^{(m)}$. Однако, исходя из условий минимизации (2) и (3), $\widetilde{I^{out}}$ будет сходиться к эталону $I^{(m)}$ в процессе обучения гораздо быстрее, чем I^{out} , который стремится только к $\widetilde{I^{out}}$. Чтобы обучение генератора $\ddot{I}$ с помощью выходов набора моделей Υ было эффективно, скорости их сходимости к эталону $I^{(m)}$ должны быть сопоставимы. Для этого I^{out} параллельно также стремилось к $I^{(m)}$:

$$\left\| I^{out} - I^{(m)} \right\| \rightarrow \min \quad (4)$$

Для выполнения условий 2, 3, 4 при обучении нейронной сети рассчитывалась функция потерь как сумма среднеквадратичной и абсолютной ошибки.

В итоге, для метода фрагментирования изображения параллельно выполняются все условия, приведённые выше (см. формулы 2, 3, 4). Для реализации вышеописанной схемы обучения достаточно 3000 эпох. Затем ещё 150 эпох было пройдено в режиме, когда выход генератора - I^{out} сравнивается только с эталоном $I^{(m)}$ (выполняется только условие минимизации (4)). Количество эпох с применением метода фрагментирования изображения для обучения $\ddot{I}$ такое же, как без применения данного метода (Рис. 5 б).

Данная схема обучения тестировалась на выборке медико-биологических изображений, взятых из различных открытых наборов данных (Kiefer R. Glaucoma Dataset: EyePACS AIROGS, Nickparvar M. Brain Tumor MRI Dataset, Dataset of breast ultrasound image) и работ, в которых изображения предоставлены в открытом доступе (T. L. van den

Heuvel и др. 2018, A. Lucchi и др. 2013), в том числе набор кадров, описанных в главе 3 (см. ниже Рис.6 в). Всего в качестве референтных изображений было использовано 485 изображений, каждое из которых подвергалось деформации методом, описанным выше [18]. Поле смещения для преобразования представляло собой шум Перлина (Рис. 2 г,д), где значения октав находились в диапазоне от 3 до 7 с шагом 1 и выбирались случайным образом для каждого изображения.

На рисунке 5 б представлен график усреднённой функции потерь, которая вычислялась как разница выхода генератора изображений I^{out} относительно эталона $I^{(m)}$ для всех 485 референтных изображений. Как видно из графика, при обучении по методу фрагментирования изображений функция потерь достигает меньших значений (розовая линия), чем без него (синяя линия).

Метод фрагментирования изображений, описанный выше, относится к видам ансамблевого и трансферного обучения глубоких нейронных сетей [24; 25]. А именно, модель лучше подстраивается к сложным задачам, если ранее была обучена на более упрощённой выборке. Так, генератор $\tilde{I}$ на каждой итерации стремится к новому изображению $I^{(m)}$, сгенерированному набором моделей Υ , которые также улучшают свой выход, приближая его к эталону - от более простого вида к сложному. Другими словами, генератор $\tilde{I}$ более эффективно настраивает веса для обобщённого изображения $I^{(m)}$, избегая переобучения.

Новая модель на основе MLP для анализа динамических сцен (Рис. 1) с предложенным методом фрагментирования изображений при обучении генератора $\tilde{I}$ названа автором DisplacementMLP+ (D.Mangileva и др., 2025). Оценка её производительности проводилась путём сравнения вычисленных полей смещений с эталонными данными (Рис. 2 г, д), на основании которых осуществлялось преобразование референтных изображений. Для сравнения эффективности DisplacementMLP+ с другими современными методами глубокого обучения, применяемыми для анализа динамических сцен, были выбраны: традиционная модель на основе MLP без использования метода фрагментирования изображений (Рис. 1) и передовая нейронная сеть DICNet-corr [15].

В таблице 2 представлены численные значения медиан и межквартильных размахов (Q3 - Q1) среднеквадратичной ошибки (СКО), а также максимальные значения СКО в пространстве (на кадре) для каждого из методов. Поскольку по критерию Шапиро-Уилка распределение значений оказалось ненормальным, а выборки являются зависимыми, для сравнения DisplacementMLP+ с другими методами использовался критерий Уилкоксона. Этот подход позволил выявить статистические различия предложенной модели со всеми указанными методами. Стоит отметить, что непараметрические критерии имеют тенденцию обнаруживать различия между выборками больших размеров, что не всегда имеет практическое значение [26]. Поэтому данный анализ был дополнен вычислением размера эффекта (r). Наиболее подходящим оказался размер эффекта общего языка (англ. Common Language Effect Size) [27], который оценивает вероятность того, что значение из одной выборки будет меньше, чем в другой. Если $r \in (45\%; 55\%)$ и медианы СКО не отличаются более чем на 10%, то методы считаются сопоставимыми (не различаются по точности). В остальных случаях делался вывод в пользу метода, у которого значения СКО статистически меньше.

Анализ результатов вычислительных экспериментов показывает, что метод фрагментирования изображений улучшает качество получения полей смещения по сравнению с традиционной моделью на основе MLP (СКО 0.050 против 0.060 и максимум пространственной СКО 0.600 против 0.724, см. таблицу 2). Как видно из таблицы 2 на общей выборке медико-биологических изображений, предложенная модель DisplacementMLP+ с применением данного метода работает на уровне DICNet-corr.

Чтобы проверить качество работы DisplacementMLP+ при вычислении полей смещения с присутствием вихреобразных явлений для дальнейшей визуализации механиче-

Таблица 2 — Среднеквадратичная ошибка (СКО) восстановления смещения для разных моделей нейронных сетей для общей выборки медико-биологических изображений. Указан размер эффекта r [27] и относительная разница медиан СКО при сравнении с моделью DisplacementMLP+.

Метод	Медиана СКО	Q3 - Q1	r	Медиана максимума СКО в пространстве	Q3 - Q1	r
Модель на основе MLP	0.060(+20%)	0.032	$r = 63\%$	0.724(+20%)	0.361	$r = 67\%$
DisplacementMLP+	0.050	0.031	-	0.600	0.364	-
Контролируемая DICNet-corr	0.048(-4%)	0.028	$r \in (45\%; 55\%)$	0.605(+1%)	0.390	$r \in (45\%; 55\%)$
Неконтролируемая DICNet-corr	0.050(0%)	0.030	$r \in (45\%; 55\%)$	0.648(+8%)	0.387	$r \in (45\%; 55\%)$

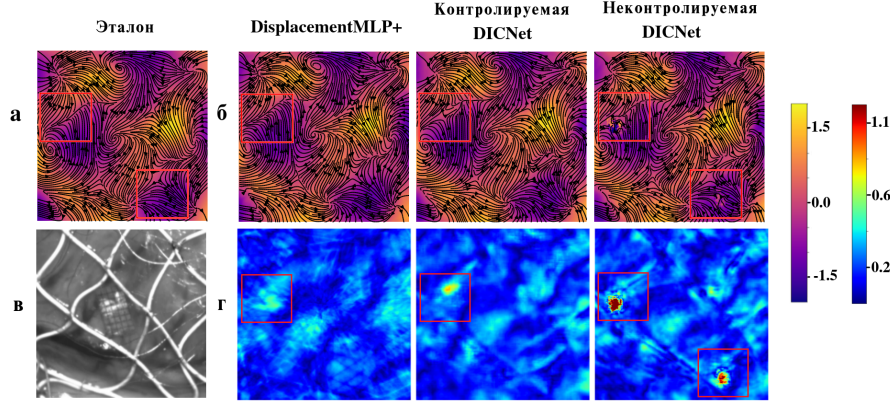


Рис. 6 — Пример случайного вихреобразного поля (а) ($\omega = 3.5$ (см. формулу 5)). Справа приведены восстановленные с помощью разных методов поля смещения (б) с наложением стримлайновых графиков. В каждом случае приведена ниже пространственная среднеквадратичная ошибка (г) и вид кадра изолированного сердца с наложенной электродной сеткой (в). Области с повышенной среднеквадратичной ошибкой заключены в красный квадрат.

ских СВ, были также сгенерированы случайные вихревые поля. Они представляли собой сумму шума Перлина (модуль смещения не больше 1) и вихревого поля разной частотности (модуль смещения не больше 1), которое задавалось формулой:

$$\begin{cases} u = \sin(x - y), v = \cos(x + y), (x, y) \in [0, \omega\pi] \end{cases} \quad (5)$$

где ω варьировалась от 1.5 до 5.5 с шагом 1. Значения ω равные 1.5, 2.5, 3.5, 4.5, 5.5 соответствовали значениям октав в алгоритме Перлина 3, 4, 5, 6, 7 соответственно. С учетом вихреобразных полей смещения к выборке добавилось еще 90 пар кадров. В итоге получилось 180 изображений. В таблице 3 представлены значения среднеквадратичных ошибок для данных тестовых изображений. На рисунке 6 б приведен пример полученных вихреобразных полей смещения, восстановленных для пары последовательных кадров с помощью разных нейронных сетей. На рисунке 6 г приведены пространственные среднеквадратичные ошибки для каждого случая.

Таблица 3 — Среднеквадратичная ошибка для разных моделей нейронных сетей на выборке изображений открытого неизолированного сердца. Указан размер эффекта r [27] и относительная разница медиан СКО при сравнении с моделью DisplacementMLP+.

Метод	Медиана СКО	Q3 - Q1	r	Медиана максимума СКО в пространстве	Q3 - Q1	r
DisplacementMLP+	0.049	0.042	-	0.474	0.326	-
Контролируемая DICNet-corr	0.050(+2%)	0.040	$r \in (45\%; 55\%)$	0.554(+17%)	0.427	$r = 59\%$
Неконтролируемая DICNet-corr	0.057(+16%)	0.045	$r = 56\%$	0.729(+54%)	1.142	$r = 70\%$

На рисунке 6 г показано, что на кадрах видеозаписей, которые обрабатывались в рамках данного исследования (Рис. 6 в), DisplacementMLP+ превосходит DICNet-corr,

выдавая меньшую максимальную пространственную среднеквадратичную ошибку (0.474 против 0.554 и 0.729 для контролируемой и неконтролируемой версий соответственно (см. таблицу 3)). Максимум пространственной СКО является важным критерием, так как характеризует склонность метода выдавать резкие подъемы значений СКО в локальных областях. На рисунке 6 красным квадратом выделены данные "скачки" на карте пространственной среднеквадратичной ошибки (Рис. 6 г) и соответствующие им области на стримлайновых графиках (Рис. 6 б). Можно заметить, что вышеописанные артефакты влияют на вид поля смещения и направление стримлайнов, что является нежелательным эффектом для решения ряда задач, в частности, решаемой в рамках данного диссертационного исследования.

Приведенное преимущество DisplacementMLP+ можно объяснить тем, что данный метод "подстраивается" под каждую пару кадров, позволяя производить инициализацию весов непосредственно для них. В отличие от этого, инициализация весов даже в неконтролируемой модели DICNet-corr происходит на синтетических изображениях, как указано в исследовании [15]. Стоит отметить, что вычислительная стоимость у DisplacementMLP+ значительно выше по сравнению с DICNet-corr (примерно 300 против 0.02 секунд на GPU Tesla A100 на одну пару кадров). Высокие вычислительные затраты являются характерными для моделей на основе MLP и требуют дальнейшего улучшения данной характеристики [7]. Несмотря на это, качество получаемых полей смещения для анализа механических СВ имеет важное значение. В итоге, разработанная нами DisplacementMLP+ была выбрана для решения данной задачи в следующей главе.

В третьей главе описывается разработанный алгоритм для анализа видеозаписей открытого бьющегося неизолированного сердца лабораторной свиньи, а также описание результатов, полученных в ходе данного анализа.

В рамках данного диссертационного исследования проводилась обработка видеозаписей открытого сердца свиньи, предоставленных научной группой из ФИЦ Коми научного центра УрО РАН. На данных видеозаписях сердце находилось в состоянии нормы, ишемии и фибрилляции желудочков. Электрическая активность сердца регистрировалась с помощью электрокардиограммы (ЭКГ), снимаемой с электродной сетки, наложенной на поверхность сердца (Рис. 6 в). В ходе эксперимента каждый видеоряд для одной свиньи записывался в течение 5 секунд (2500 кадров) каждые 5 минут. Более подробно протокол лабораторного исследования описан в работе Я. Азаров и др. [28]. В рамках научной работы представлен анализ данных, полученных на трех свиньях. Краткая схема алгоритма для анализа видеозаписей представлена на рисунке 7. Для исключения артефактов движения в одну и ту же точку ставилась метка с помощью метода быстрой нормализованной кросс-корреляции [19], вокруг которой выделялись фрагменты с двух последовательных кадров. Далее для каждой пары кадров в окрестности точки строилось векторное поле смещения с использованием кросс-корреляционного анализа, реализованного в рамках MATLAB (PIVLab software). Размер окна допроса и шаг были установлены 64 и 32 соответственно [20]. Вся область интереса была сосредоточена на зоне левого желудочка и имела размеры 240 на 240 пикселей (Рис. 7, точки с и с'). Для того чтобы исследовать поведение сердца в норме, ишемии и фибрилляции, было произведено усреднение поля смещения по всему кадру, как это было в других работах [3; 29]. Значение перемещения в пикселях было преобразовано в миллиметры с использованием фрагмента миллиметровой бумаги, которая крепилась на область эпикарда во время эксперимента. Далее оно делилось на временное расстояние между кадрами (2 мс) для вычисления скорости.

Благодаря данным процедурам (Рис. 7) удалось зафиксировать повышение средней скорости модуля смещения в миокардиальной ткани в период фибрилляции (среднее значение 0.0391 мм/мс против 0.0173 мм/мс за 5 секунд) [2].

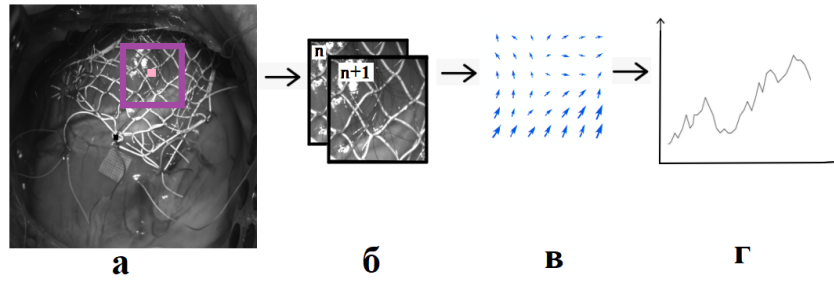


Рис. 7 — Схема алгоритма обработки видеозаписей неизолрованного сердца лабораторной свиньи: а - выделение в одной и той же области на всем видеоряде специальной метки с помощью метода быстрой нормализованной кросс-корреляции [19]; б - автоматическое получение фрагментов вокруг этой области с двух последовательных кадров; в - получение дискретного поля смещения с помощью цифрового кросс-корреляционного метода [20]; г - вычисление основных характеристик поля смещения в каждый момент времени (скорости изменения среднего модуля смещения, максимального значения критерия вихревого растяжения [21]) и построение временных графиков зависимости данных характеристик с применением скользящего среднего (8мс).

Однако по средней скорости модуля смещения сложно выявить среди множества кадров временные интервалы, где возможно детектировать механическую СВ. Поэтому в алгоритме обработки изображений было предложено использовать также критерий вихревого растяжения [7], разработанный в 1999 году и реализованный в рамках программного пакета Vortex Fitting в 2020 [21]. Основная суть определения данного критерия заключается в том, что тензор градиента скорости в декартовых координатах можно разложить следующим образом:

$$\bar{D} = \begin{bmatrix} \bar{v}_r \\ \bar{v}_{cr} \\ \bar{v}_{ci} \end{bmatrix} \begin{pmatrix} \lambda_r & 0 & 0 \\ 0 & \lambda_{cr} & \lambda_{ci} \\ 0 & -\lambda_{ci} & \lambda_{cr} \end{pmatrix} \begin{bmatrix} \bar{v}_r \\ \bar{v}_{cr} \\ \bar{v}_{ci} \end{bmatrix} \quad (6)$$

где λ_r — действительное собственное значение для собственного вектора $\bar{v}_r$, $\lambda_{cr} \pm i\lambda_{ci}$ — комплексно-сопряжённая пара собственных значений, связанных с собственными векторами $\bar{v}_r \pm i\bar{v}_{ci}$. Критерий вихревого растяжения количественно определяется с помощью λ_{ci} . Чем выше значение критерия в определённой области векторного поля, тем выше вероятность, что там находится вихрь. Для построения временных зависимостей и вычисления медианного значения данного критерия бралось максимальное значение на векторном поле для каждого момента времени. Независимые выборки значений для нормы и фибрилляции сравнивались с использованием критерия Манна-Уитни, так как по результатам теста Шапиро-Уилка они не имели нормального распределения.

Как видно из графика на рисунке 8 и значений в таблице 4, данный критерий имеет тенденцию к повышению в период фибрилляции.

Таблица 4 — Медиана критерия вихревого растяжения для экспериментальных животных. Указан критерий Манна-Уитни при сравнении значений между нормой фибрилляцией.

Номер эксперимента	До окклюзии	Q3-Q1	Фибрилляция	Q3-Q1	p
1	0.14	0.09	0.17(+21%)	0.14(+55%)	p < 0.01
2	0.10	0.08	0.15 (+50%)	0.09(+12%)	p < 0.01
3	0.11	0.11	0.12 (+9%)	0.13(+18%)	p < 0.01

С целью визуализации механических СВ [4], возникающих в натурных экспериментах, для каждой из трех экспериментальных видеозаписей было выбрано 200-250 кадров в

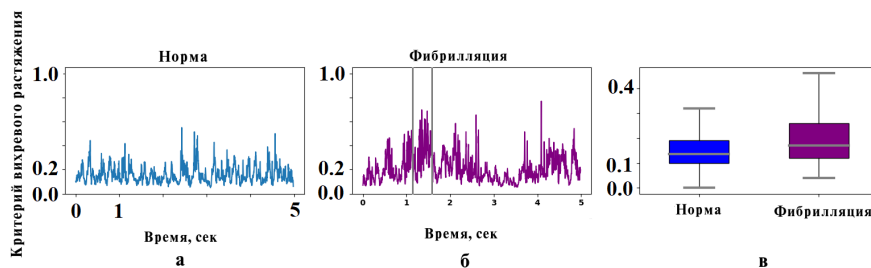


Рис. 8 — Пример графика изменения критерия вихревого растяжения [21] (максимум на векторном поле в каждый момент времени) для одной свиньи в период нормальных сокращений (синяя линия, а) и фибрилляции (розовая линия, б). Серыми линиями выделены периоды данного параметра. Справа представлены блочные диаграммы для данного критерия (с).

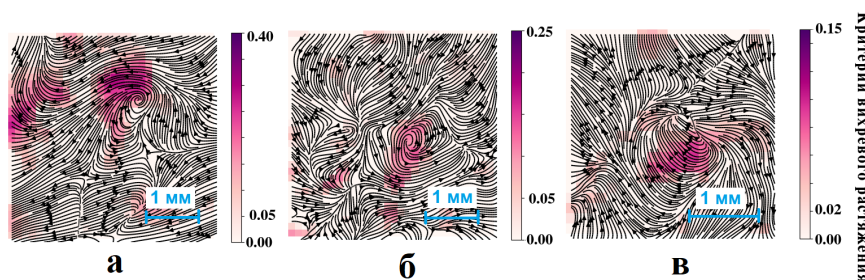


Рис. 9 — Пример стримлайновых графиков для полей смещения, полученных с помощью DisplacementMLP+: а - механическая СВ во время фибрилляции (первая свинья); б - механическая СВ во время фибрилляции (вторая свинья); в - механическая СВ во время фибрилляции (третья свинья).

период повышения критерия вихревого растяжения (Рис. 8 б, серые вертикальные линии). На каждом кадре была выбрана область размером 240×240 , где на ЭКГ в данный промежуток времени и области сердца наблюдалась фибрилляция. К ним применялась предложенная в данном исследовании DisplacementMLP+ для вычисления полей смещения с пар последовательных кадров с целью дальнейшей визуализации механических СВ. Показано, что в фазу развития фибрилляции желудочков (определяемую по данным ЭКГ) на записи механической активности миокарда животных детектируются локальные области со значительным повышением критерия вихревого растяжения, указывающие на присутствие центра вращения волны в этой зоне (Рис. 9 а, б, в).

Таким образом, в рамках данной главы удалось разработать новый алгоритм обработки видеозаписей открытого неизолированного сердца, впервые применить к кадрам данного видеоряда критерий вихревого растяжения и с помощью данного критерия определить временные промежутки с возможным наличием механических СВ. В результате с помощью новой разработанной нейронной сети DisplacementMLP+ были впервые визуализированы механические СВ на поверхности неизолированного сердца.

В четвертой главе приведено описание результатов вычислительных экспериментов на математических моделях электрической активности миокарда с целью изучения зависимости периода СВ возбуждения от размеров электрически-непроницаемого препятствия и его пограничной зоны.

Моделирование динамики СВ вокруг постинфарктного рубца и серой зоны проводилось как в двумерном (2D) так и в трехмерном (3D) случаях. Для построения 2D модели строилась сетка размером 500×500 , что соответствует области размером 140×140 мм². Для 3D моделирования использовалась анатомическая модель левого и правого желудочка сердца, взятая из открытого набора данных [14]. Геометрическая модель содержала

информацию о поле миокардиальных волокон. Размер полученной конечной разностной сетки составил $43 \times 65 \times 55 \text{ мм}^3$. Внутри основных сеток, как в 2D, так и 3D, генерировался постинфарктный рубец в виде сквозного непроводящего отверстия, окружённый так называемой "серой зоной", в которой скорость распространения электрической волны меньше, чем в здоровой ткани (Рис. 10 б,г). Для распространения волны возбуждения в ткани использовалась монодоменная модель [12]:

$$C_m \frac{\partial V}{\partial t} = \nabla \mathbf{D} \nabla V - I_{ion}, \quad (7)$$

где V трансмембранный потенциал в сердечной клетке, $\mathbf{D}$ тензор электродиффузии, I_{ion} сумма трансмембранных ионных токов [12]. Начальные условия для напряжения были заданы как потенциал покоя для сердечной ткани (-80 мВ). Граничные условия формулировались в виде отсутствия потока через границу области:

$$\vec{n} \cdot \mathbf{D} \nabla V = 0, \quad (8)$$

где $\vec{n}$ — единичный вектор нормали к границе. В двумерном случае ткань считалась изо-

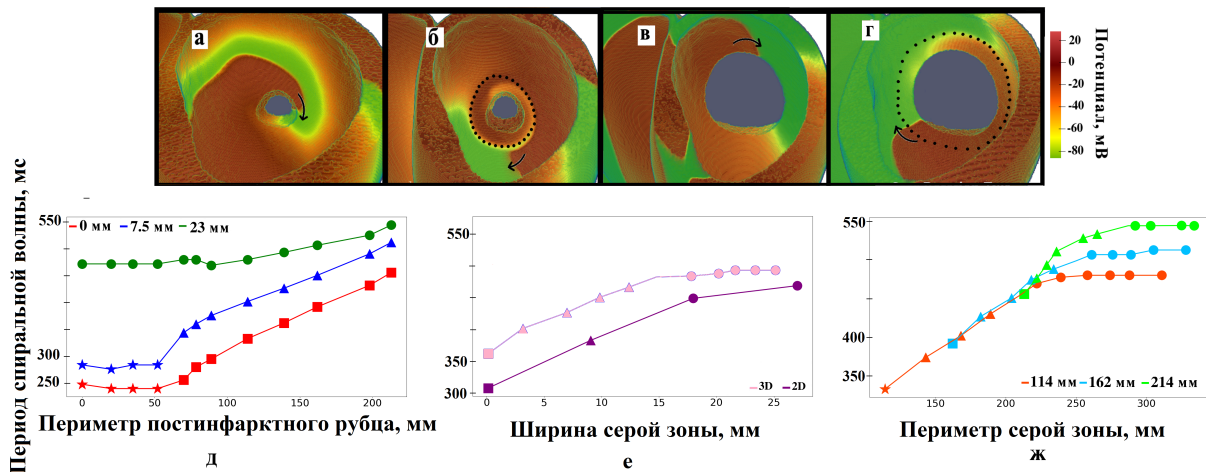


Рис. 10 — Примеры визуализации различных режимов вращения спиральной электрического потенциала в миокарде волны вокруг рубца в 3D модели: а - функциональное вращение, б - вращение вокруг серой зоны, в - вращение вокруг рубца и г - особый тип вращения рубца – 2. Снизу изображены графики зависимости периода СВ от периметра постинфарктного рубца и серой зоны в 3D модели: д - график зависимости периода СВ от периметра постинфарктного рубца для фиксированных размеров серых зон, е - график зависимости периода СВ от периметра серой зоны для фиксированных размеров рубцов, ж - график зависимости периода СВ от ширины серой зоны для двумерного (фиолетовая линия) и трехмерного (синяя линия) случаев для постинфарктного рубца размером 162 мм. На графиках звездочкой отмечается функциональное вращение (а), треугольником - вращение вокруг серой зоны (б), квадратом - вращение вокруг рубца (г), кругом - особый тип вращения – 2 (д).

тропной - тензор диффузии в уравнении (7) был постоянен. В трехмерной реалистичной геометрии сердца тензор диффузии рассчитывался по формуле (9) на основании заданного поля миокардиальных волокон [30]:

$$D_{i,j} = (D_{fiber} - D_{transverse})a_i a_j + D_{transverse} \delta_{ij} \quad (9)$$

где a_i - единичные векторы в направлении волокон, δ_{ij} дельта Кронекера и D_{fiber} и $D_{transverse}$ коэффициенты диффузии вдоль и поперек волокна соответственно. Параметры модели были выбраны так, что скорость распространения волны электрического потенциала в нормальной ткани составляли 0,7 мм/мс и 0,28 мм/мс вдоль и поперек волокна соответственно. Это согласуется с реальными данными [31].

Серая зона вокруг непроводящего постинфарктного рубца создавалась при помощи уменьшения проводимости токов через мембрану на определенный процент, как описано в исследовании [22]. В результате модификации ионных токов длительность потенциала действия увеличивалась, приводя к замедлению вращения СВ электрического потенциала.

Проведено более 150 вычислительных экспериментов с разными размерами постинфарктного рубца и серой зоны в 2D и 3D. Размеры рубцов варьировались от 0 до 53 мм в 2D модели и от 14 до 34 мм в 3D модели с шагом 2.8 мм, а ширина серой зоны — от 0 до 42 мм в 2D модели и от 0 до 30 мм в 3D модели с шагом 2.5 мм. В каждом эксперименте измерялся период СВ, как наиболее важный параметр, который в реальных условиях определяет частоту аритмии.

В результате наблюдений на двумерных и трехмерных моделях было выделено 4 режима вращения СВ: *функциональное вращение* (Рис. 10 а), *вращение вокруг серой зоны* (Рис. 10 б), *вращение вокруг рубца* (Рис. 10 в) и *особый тип вращения рубца – 2* (Рис. 10 г) [5;6]. В отсутствии серой зоны наблюдаются два режима вращения: *функциональное вращение* и *вращение вокруг рубца*. В первом случае наблюдается отсутствие зависимости периода СВ от размера рубца из-за его малых размеров по причине того, что фронт волны сталкивается со своим 'хвостом' (Рис. 10 а, Рис. 10 д, точки отмечены звездочкой). Во втором случае наблюдается линейная зависимость периода вращения СВ от размера рубца (Рис. 10 д, точки отмечены квадратом).

Когда серая зона присутствует, то наблюдаются режимы *вращение вокруг серой зоны* и *особый тип вращения рубца – 2*. Режим *особый тип вращения рубца – 2* сменяет *вращение вокруг серой зоны* при возрастании размера серой зоны. Так, на графике (Рис. 10 ж) точки, соответствующие режиму *вращения вокруг серой зоны* (отмечены треугольником), описываются линейной зависимостью от размера серой зоны, в то время как фаза плато соответствует режиму *особый тип вращения рубца – 2* (точки отмечены кругом). Данный переход можно объяснить с помощью принципа минимального периода [6]. Он заключается в том, что СВ внутри серой зоны распространяется медленнее, и при малых её размерах волна огибает серую зону быстрее, чем если бы она двигалась внутри неё. При увеличении размера серой зоны наступает момент, когда период вращения волны вокруг рубца становится меньше по сравнению с периодом вращения СВ вокруг серой зоны. В результате СВ начинает крутиться непосредственно вокруг рубца. Вышеописанные рассуждения можно подтвердить графиком на рисунке 10 ж, где зависимости периода СВ от периметра серой зоны для разных размеров рубцов в режиме *вращения вокруг серой зоны* находятся на одной линии. При этом переход на плато (*особый тип вращения рубца – 2*) происходит в разных точках в зависимости от размера рубца.

Стоит отметить, что вышеописанные режимы вращения и формы зависимостей периода вращения СВ от размеров постинфарктного рубца и серой зоны наблюдались также в 2D модели миокардиальной ткани с небольшими различиями (Рис. 10 е) [5]. Эти отличия объясняются влиянием анизотропии, присутствующей в 3D модели, где тензор электродиффузии D (см. формулу 9) в каждой точке индивидуален и определяется направлением волокон, в то время как в 2D он постоянен и равен константе. Схожесть результатов в 2D и 3D моделях даёт возможность выбора двумерного подхода для экономии вычислительных ресурсов.

Таким образом, в данной главе были установлены ключевые закономерности, которые определяют влияние размеров постинфарктного рубца и серой зоны на период вращения СВ, как в трехмерных анатомических моделях, так и в двумерных. Полученные фундаментальные знания о поведении СВ в сердце могут послужить развитию новых терапевтических и диагностических подходов в лечении данных патологий.

Заключение

В ходе данного диссертационного исследования были применены современные компьютерные методы исследования аритмогенных процессов. В центре внимания находилась разработка новой нейронной сети DisplacementMLP+, предназначенной для восстановления полей смещения миокарда на основании видеозаписей открытого неизолированного сердца с дальнейшей целью визуализировать механические СВ, которые возникают в процессе аритмии.

Был создан уникальный алгоритм, позволяющий проводить анализ данных видеозаписей с целью мониторинга механического поведения сердца. В этом контексте впервые был использован критерий вихревого растяжения, который увеличивается во время возникновения механической СВ на поверхности сердца.

Для изучения характеристик электрической СВ применялись вычислительные эксперименты, основанные на методах математического моделирования. Эти два методологических подхода предоставили больше информации о механических и электрических СВ, которые возникают в процессе аритмии, что может в дальнейшем способствовать развитию новых диагностических и терапевтических методов.

Основные результаты работы заключаются в следующем:

1. Разработана модель неконтролируемой нейронной сети на основе MLP, предназначенная для вычисления полей смещения в видеоряде изображений. Эта модель показывает высокую эффективность и результаты, сопоставимые с современными аналогами, в контексте обработки обширной выборки медико-биологических изображений. Одним из ключевых преимуществ предложенной модели является снижение локальных ошибок, особенно при анализе изображений открытого неизолированного сердца.
2. Предложена методика анализа видеозаписей неизолированного сердца, позволяющая выявлять различия в механической активности миокарда между нормальными сердечными сокращениями и при возникновении аритмии. С помощью разработанной модели нейронной сети вместе с данным алгоритмом удалось получить подробные изображения механического следа от спиральных волн электрического потенциала в миокарде.
3. Проведены вычислительные эксперименты на математических моделях, в результате которых выведено несколько ключевых аспектов, касающихся динамики этих волн как в трёхмерных анатомических моделях, так и в двумерных моделируемых тканях. Показано, что период вращения спиральных волн электрического потенциала в миокарде в трёхмерной модели зависит как от периметра постинфарктного рубца, так и от ширины серой зоны, что вполне согласуется с результатами двумерных моделей, подтверждая качественную схожесть поведения. Были выделены четыре основных режима вращения спиральных волн, которые возникают в зависимости наличия серой зоны, а так же размера постинфарктного рубца и серой зоны.

Проделанная научная работа наглядно демонстрирует научный и практический потенциал разработанных методов анализа данных, основанных на использовании глубоких нейронных сетей, и математических моделей, направленных на исследование аритмии.

Дальнейшее развитие данных методов может быть востребовано как в академической среде, так и в клинической практике, способствуя улучшению качества диагностики и лечения сердечно-сосудистых заболеваний.

Рекомендации и перспективы дальнейшей разработки темы исследования.

Полученная в ходе выполнения работы нейронная сеть имеет потенциал для дальнейшего развития и может быть модифицирована для использования в других естественно-научных областях за счет своей гибкости к нестандартным данным и отсутствия необходимости её предобучать. Главная характеристика модели, которая требует улучшений, – это скорость её работы. Образы механических спиральных волн, полученных в ходе диссертации, можно в дальнейшем более детально анализировать для более глубокого понимания связи аномалий механической активности и характера аритмии. Кроме этого, предполагается обработать больший объём экспериментальных данных на лабораторных животных для получения достоверной информации и обобщения предварительных результатов.

При дальнейшем изучении динамики спиральных волн электрического потенциала в миокарде с помощью математических моделей предполагается провести исследование влияния фиброзного поражения ткани миокарда в зоне постинфарктного рубца на динамику аритмий.

Публикации автора по теме диссертации

Статьи, опубликованные в рецензируемых научных журналах, определенных ВАК РФ и Аттестационным советом УрФУ

1. Mangileva D. The Optimal MLP-based Model for Displacement Field Measurement in 2D Images and Its Application Perspective //Proceedings of the 2024 2nd Asia Conference on Computer Vision, Image Processing and Pattern Recognition. – 2024. – P. 1-8. – (0.5 п.л.) (Scopus, WoS).
2. Mangileva D., Grubbe M., Kursanov A., Bernikova O.G., Tsvetkova A.S., Ovechkin A.O., Azarov J., Katsnelson L., Solovyova O. Deformation Velocity in the Porcine Ventricular Epicardium during Acute Ischemia in In Situ Experiments //2024 IEEE Ural-Siberian Conference on Biomedical Engineering, Radioelectronics and Information Technology (USBREIT). – IEEE, 2024. – P. 296-299. – (0.250 п.л. /0.190 п.л.) (Scopus).
3. Mangileva D., Kursanov A., Katsnelson L., Solovyova O. Unsupervised deep network for image texture transformation: Improving the quality of cross-correlation analysis and mechanical vortex visualisation during cardiac fibrillation //Heliyon. – 2023. – V. 9. – №. 11.e22207. – (0.750 п.л. /0.650 п.л.) (Scopus, WoS, Q1).
4. Mangileva D., Konovalov P., Kursanov A., Bernikova O., Tsvetkova A., Ovechkin A., Grubbe M., Azarov J., Katsnelson L. Mechanical Manifestation of Complete and Incomplete Spiral Wave Break Up //2022 IEEE International Multi-Conference on Engineering, Computer and Information Sciences (SIBIRCON). – IEEE, 2022. – P. 530-533. – (0.250 п.л. /0.200 п.л.) (Scopus).
5. Mangileva D., Konovalov P., Dokuchaev A., Solovyova O., Panfilov A.V. Period of arrhythmia anchored around an infarction scar in an anatomical model of the human ventricles //Mathematics. – 2021. – V. 9. – №. 22. 2911. – (0.938 п.л. /0.600 п.л.) (Scopus, WoS, Q2).
6. P. Konovalov P., Mangileva D, Dokuchaev. A., Solovyova. O., Panfilov A.V. Rotational activity around an obstacle in 2D cardiac tissue in presence of cellular heterogeneity

//Mathematics. – 2021. – V. 9. – №. 23. 3090. – (0.938 п.л. /0.760 п.л.) (Scopus, WoS, Q2).

7. Mangileva D., Kursanov A., Tsvetkova A., Bernikova O., Ovechkin. A., Grubbe M., Azarov J., Katsnelson L. Preprocessing images algorithm without Gaussian shaped particles for PIV analysis and imaging vortices on the epicardial surface //Графикон-конференции по компьютерной графике и зрению. – 2021. – V. 3027. – P. 519-528. – (0.625 п.л. /0.600 п.л.) (Scopus).

Список литературы

1. *Белялов Ф. И.* Аритмии сердца. – 2020.
2. *Alonso S.* [и др.]. Nonlinear physics of electrical wave propagation in the heart: a review // Reports on Progress in Physics. – 2016. – Т. 79, № 9. – С. 096601.
3. High-resolution optical measurement of cardiac restitution, contraction, and fibrillation dynamics in beating vs. blebbistatin-uncoupled isolated rabbit hearts / V. Kappadan [и др.] // Frontiers in Physiology. – 2020. – Т. 11. – С. 464.
4. Electromechanical vortex filaments during cardiac fibrillation / J. Christoph [и др.] // Nature. – 2018. – Т. 555, № 7698. – С. 667–672.
5. When deep learning meets digital image correlation / S. Boukhtache [и др.] // Optics and Lasers in Engineering. – 2021. – Т. 136. – С. 106308.
6. Deep DIC: Deep learning-based digital image correlation for end-to-end displacement and strain measurement / R. Yang [и др.] // Journal of Materials Processing Technology. – 2022. – Т. 302. – С. 117474.
7. Neural fields in visual computing and beyond / Y. Xie [и др.] // Computer Graphics Forum. Т. 41. – Wiley Online Library. 2022. – С. 641–676.
8. *Nam S.* [и др.]. Neural image representations for multi-image fusion and layer separation // European conference on computer vision. – Springer. 2022. – С. 216–232.
9. Fourier features let networks learn high frequency functions in low dimensional domains / M. Tancik [и др.] // Advances in Neural Information Processing Systems. – 2020. – Т. 33. – С. 7537–7547.
10. Implicit neural representations with periodic activation functions / V. Sitzmann [и др.] // Advances in neural information processing systems. – 2020. – Т. 33. – С. 7462–7473.
11. Unsupervised Deep Learning Methods for Biological Image Reconstruction and Enhancement: An overview from a signal processing perspective / M. Akçakaya [и др.] // IEEE Signal Processing Magazine. – 2022. – Т. 39, № 2. – С. 28–44.
12. Cardiac Cellular Electrophysiological Modeling / K. Tran [и др.] // Cardiac Electrophysiology Methods and Models: A Practical Handbook for Scientists, Engineers, and Clinicians / под ред. P. A. Iaizzo [и др.]. – Cham : Springer Nature Switzerland, 2024. – С. 365–394.
13. Computational modeling of cardiac electrophysiology and arrhythmogenesis: toward clinical translation / N. A. Trayanova [и др.] // Physiological reviews. – 2024. – Т. 104, № 3. – С. 1265–1333.

14. A publicly available virtual cohort of four-chamber heart meshes for cardiac electro-mechanics simulations / M. Strocchi [и др.] // PloS one. — 2020. — Т. 15, № 6. — e0235145.
15. Wang Y., Zhou C. Unsupervised CNN-based DIC method for 2D displacement measurement // Optics and Lasers in Engineering. — 2024. — Т. 174. — С. 107981.
16. Yang J., Bhattacharya K. Augmented Lagrangian digital image correlation // Experimental Mechanics. — 2019. — Т. 59. — С. 187–205.
17. GSTools v1. 3: a toolbox for geostatistical modelling in Python / S. Müller [и др.] // Geoscientific Model Development. — 2022. — Т. 15, № 7. — С. 3161–3182.
18. Olufsen S. N. [и др.]. μ DIC: An open-source toolkit for digital image correlation // SoftwareX. — 2020. — Т. 11. — С. 100391.
19. Lewis J. Fast normalized cross-correlation // Vision Interface. — 1995.
20. Thielicke W., Sonntag R. Particle Image Velocimetry for MATLAB: Accuracy and enhanced algorithms in PIVlab. — 2021.
21. Lindner G. [и др.]. VortexFitting: A post-processing fluid mechanics tool for vortex identification // SoftwareX. — 2020. — Т. 12. — С. 100604.
22. Ten Tusscher K. H., Panfilov A. V. Alternans and spiral breakup in a human ventricular tissue model // American Journal of Physiology-Heart and Circulatory Physiology. — 2006. — Т. 291, № 3. — H1088–H1100.
23. A computational study of mother rotor VF in the human ventricles / R. H. Keldermann [и др.] // American Journal of Physiology-Heart and Circulatory Physiology. — 2009. — Т. 296, № 2. — H370–H379.
24. Pan S. J. Transfer learning // Learning. — 2020. — Т. 21. — С. 1–2.
25. A survey on ensemble learning / X. Dong [и др.] // Frontiers of Computer Science. — 2020. — Т. 14. — С. 241–258.
26. Fagerland M. W. t-tests, non-parametric tests, and large studies—a paradox of statistical practice? // BMC medical research methodology. — 2012. — Т. 12. — С. 1–7.
27. Vargha A., Delaney H. D. A critique and improvement of the CL common language effect size statistics of McGraw and Wong // Journal of Educational and Behavioral Statistics. — 2000. — Т. 25, № 2. — С. 101–132.
28. Prolongation of the activation time in ischemic myocardium is associated with J-wave generation in ECG and ventricular fibrillation / J. E. Azarov [и др.] // Scientific Reports. — 2019. — Т. 9, № 1. — С. 1–8.
29. Optical mapping of membrane potential and epicardial deformation in beating hearts / H. Zhang [и др.] // Biophysical journal. — 2016. — Т. 111, № 2. — С. 438–451.
30. Role of infarct scar dimensions, border zone repolarization properties and anisotropy in the origin and maintenance of cardiac reentry / P. Colli-Franzone [и др.] // Mathematical biosciences. — 2019. — Т. 315. — С. 108228.
31. Inhomogeneous transmural conduction during early ischaemia in patients with coronary artery disease / P. Taggart [и др.] // Journal of molecular and cellular cardiology. — 2000. — Т. 32, № 4. — С. 621–630.