

Лечение желудочковой тахикардии у пациентов с острым инфарктом миокарда: обзор современных подходов и потенциал гибридного моделирования

Н. Б. Целобанов✉, Г. А. Ефименко

Санкт-Петербургский государственный электротехнический университет «ЛЭТИ» им. В. И. Ульянова (Ленина), Санкт-Петербург, Россия

✉ nikitacelobanov2016@gmail.com

Аннотация. В статье обсуждаются различные подходы к пониманию и прогнозированию риска желудочковой тахикардии (ЖТ) у пациентов с острым инфарктом миокарда. Эти подходы включают доказательную медицину, которая предполагает использование наилучших доступных научных данных для обоснования принятия клинических решений в контексте аритмогенных механизмов, таких, как ЖТ; модели, основанные на данных, включая методы искусственного интеллекта, – машинное обучение и глубокое обучение, которые позволяют выявлять взаимосвязи в данных и делать прогнозы; моделирование с учетом особенностей пациента, которое предполагает создание модели сердца конкретного пациента на основе многочисленных источников данных для более детального понимания риска ЖТ. В текстах также обсуждается использование абляции для снижения частоты ЖТ и потенциал цифровых двойников, которые представляют собой виртуальные модели пациентов, объединяющие клинические данные с механистическими и основанными на данных моделями, для улучшения персонализированной диагностики, прогнозирования заболеваний, планирования лечения и рекомендаций по профилактике.

Ключевые слова: желудочковая тахикардия, модели, основанные на данных, искусственный интеллект, машинное обучение, глубокое обучение, механистические модели, цифровой двойник, гибридное моделирование

Для цитирования: Целобанов Н. Б., Ефименко Г. А. Лечение желудочковой тахикардии у пациентов с острым инфарктом миокарда: обзор современных подходов и потенциал гибридного моделирования // Изв. СПбГЭТУ «ЛЭТИ». 2023. Т. 16, № 3. С. 60–67. doi: 10.32603/2071-8985-2023-16-3-60-67.

Конфликт интересов. Авторы заявляют об отсутствии конфликта интересов.

Original article

Treatment of Ventricular Tachycardia in Patients with Acute Myocardial Infarction: A Review of Current Approaches and the Potential of Hybrid Modeling

N. B. Tselobanov✉, G. A. Efimenko

Saint Petersburg Electrotechnical University, Saint Petersburg, Russia

✉ nikitacelobanov2016@gmail.com

Abstract. This article discusses various approaches to understanding and predicting the risk of ventricular tachycardia (VT) in patients with acute myocardial infarction. These approaches include evidence-based medicine, which involves using the best available scientific evidence to inform clinical decision-making in the context of arrhythmogenic mechanisms such as VT; data-driven models, including artificial intelligence techniques such as machine learning and deep learning, which identify relationships in data and make predictions; and patient-centered modeling, which involves creating a patient-specific heart model based on multiple sources. The texts also discuss the use of ablation to reduce VT and the potential of digital twins, which are virtual patient models that combine clinical data with mechanistic and data-driven models to improve personalized diagnosis, disease prediction, treatment planning, and prevention recommendations.

Keywords: ventricular tachycardia, data-driven models, artificial intelligence, machine learning, deep learning, mechanistic models, digital twin, hybrid modeling

For citation: Tselobanov N. B., Efimenko G. A. Treatment of Ventricular Tachycardia in Patients with Acute Myocardial Infarction: A Review of Current Approaches and the Potential of Hybrid Modeling // LETI Transactions on Electrical Engineering & Computer Science. 2023. Vol. 16, no.3. P. 60–67. doi: 10.32603/2071-8985-2023-16-3-60-67.

Conflict of interest. The authors declare no conflicts of interest.

Введение. Острый инфаркт миокарда (ИМ) может повысить риск развития злокачественных аритмий – устойчивой желудочковой тахикардии (ЖТ) или фибрилляции желудочков, которые могут привести к заболеваемости и смертности, включая внезапную сердечную смерть (ВСС). Для профилактики ВСС у пациентов с высоким риском часто используются имплантируемые кардиовертеры-дефибрилляторы (ИКД) [1]. Однако современные рекомендации по имплантации ИКД основаны на таких параметрах, как фракция выброса левого желудочка и классификация Нью-Йоркской ассоциации сердца, которые могут неточно предсказывать риск ЖТ и привести к избыточному или недостаточному лечению. Кроме того, ИКД могут оказывать негативное воздействие на пациентов, например неуместные разряды или ИКД-штормы, и ассоциироваться с беспokoйством, депрессией и ухудшением сердечной недостаточности [2]. Для решения этих проблем необходимы инструменты индивидуального прогнозирования риска, которые позволят лучше выявлять пациентов с высоким риском и проводить более индивидуальное лечение ЖТ. Абляция, которая включает создание рубцовой ткани для блокирования проведения волн электрического тока, приводящих к ЖТ, показала многообещающие результаты в снижении частоты возникновения ЖТ и частоты использования ИКД у пациентов после ИМ [3].

В настоящее время существует три подхода к пониманию патофизиологии или прогнозированию риска возникновения ЖТ у пациентов после ИМ. Первый подход – доказательная медицина – опирается на клинические рекомендации и клинические данные по конкретным пациентам, но может не учитывать всю необходимую информацию и не учитывать межиндивидуальную вариабельность [4]. Второй подход – это модели, основанные на данных, включая методы искусственного интеллекта (ИИ) – машинное обучение и глубокое обучение, которые могут выявлять взаимосвязи в данных и делать прогнозы на основе ранее наблюдавшихся данных. Однако эти модели требуют большого количества данных и могут не

дать четкого понимания лежащей в их основе патофизиологии. Третий подход – моделирование для конкретного пациента, которое предполагает создание модели его сердца на основе нескольких источников данных, включая визуализацию, электрокардиографию и клинические данные. Эти модели могут обеспечить более детальное понимание специфического риска ЖТ у пациента и помочь в принятии решений о лечении.

На данный момент существует необходимость в улучшенном прогнозировании риска развития ЖТ у пациентов после ИМ, чтобы обеспечить более целенаправленное и эффективное лечение. Моделирование с учетом особенностей пациента может улучшить лечение ЖТ, обеспечивая более детальное понимание специфического риска и определяя решения по лечению.

Подход 1: доказательная медицина. Доказательная медицина – это практика, которая предполагает использование наилучших доступных научных данных для обоснования принятия клинических решений. В контексте аритмогенных механизмов, например желудочковой тахикардии, этот подход включает определение основного субстрата, триггеров и модуляторов, которые способствуют развитию и поддержанию ЖТ.

Субстрат – это существующая анатомическая и электрическая основа для поддержания аритмии, например рубцовая ткань или дезорганизация межпредсердного промежутка. Триггеры относятся к факторам, которые могут инициировать ЖТ, например экстрасистолы или аномальный автоматизм [5], модуляторы – к факторам, которые могут влиять на возникновение или поддержание ЖТ, – фармакологические вмешательства, генетические факторы и т. п.

В контексте ишемической кардиомиопатии, когда у пациентов наблюдается снижение перфузии миокарда и связанная с этим сердечная дисфункция, повторный вход является наиболее важным механизмом, вызывающим ЖТ [6]. У таких пациентов субстрат может включать фиброзные нити и дезорганизацию промежуточных соединений, а триггеры – экстрасистолы или аномальный

автоматизм. Модуляторы могут включать фармакологические вмешательства или генетические факторы, которые влияют на вероятность возникновения или поддержания ЖТ.

Клинические испытания, которые служат основой для использования имплантируемых кардиовертеров-дефибрилляторов, часто используют внезапную сердечную смерть в качестве конечной точки. Хотя ИКД и ЖТ не взаимозаменяемы, соответствующие исследования все же могут быть использованы в качестве справочной информации в контексте ЖТ. Для эффективного лечения ЖТ важно определить и устранить основной субстрат, триггеры и модуляторы. Это может включать применение методов визуализации – магнитно-резонансной томографии сердца или позднего усиления гадолиния для определения наличия и степени рубцовой ткани, использование микроволнового чередования Т-волн для оценки риска развития ЖТ, а также фармакологических вмешательств или генетического тестирования для выявления потенциальных модуляторов.

В целом, подход доказательной медицины предполагает использование наилучших имеющихся научных данных для идентификации и лечения аритмогенных механизмов (таких, как ЖТ) у пациентов с ишемической кардиомиопатией, в том числе выявление и устранение субстрата, триггеров и модуляторов, которые способствуют развитию и поддержанию ЖТ, чтобы снизить риск развития ВСС и улучшить результаты лечения пациентов.

Подход 2: модели, основанные на данных. Они нацелены на описание данных посредством обнаружения основополагающих взаимосвязей без заранее определенных знаний.

Один из типов моделей, управляемых данными, – это модели искусственного интеллекта (ИИ), к которым относятся машинное обучение (ML) и глубокое обучение (DL).

Алгоритмы ML могут быть контролируемыми или неконтролируемыми. В контролируемом ML входные данные имеют соответствующие выходные метки, и модель пользуется помеченными данными для изучения взаимосвязи между входными и выходными данными. При неконтролируемом ML модель определяет релевантные подгруппы, находя базовую структуру в данных без необходимости использования маркированных выходных данных.

DL – это подтип ML, который использует многослойные искусственные нейронные сети для анализа сложных исходных данных без ручной разработки признаков. Алгоритмы DL включают сверточные нейронные сети и рекуррентные нейронные сети.

При разработке и оптимизации моделей традиционный ИИ включает в себя выбор алгоритма обучения, набора признаков и настройку гиперпараметров. Модели ИИ можно оптимизировать с помощью таких методов, как трансферное обучение, которое предполагает использование предварительно обученной модели и ее тонкую настройку для конкретной задачи, и ансамбли, которые объединяют прогнозы нескольких моделей для повышения эффективности.

Модели ИИ применяются в кардиологии для прогнозирования и абляции ЖТ, но при этом возникают необходимость в большом количестве маркированных данных и сложность интерпретации моделей ИИ [7].

Подход 3: механистические модели. Они основаны на известных физике, химии, биологии и физиологических механизмах. Эти механизмы описываются математическими уравнениями – обыкновенными или дифференциальными. Параметры в этих уравнениях имеют физический смысл и могут быть адаптированы к индивидуальной физиологии пациента [8]. Механистические модели имитируют лежащее в основе явление посредством концептуализации области (например, жидкостной, механической или электрической) и добавления известных первых принципов, а затем корректировки соответствующих параметров. После настройки эти модели могут быть использованы для экстраполяции во времени, предоставляя важную информацию о динамике основной физической системы.

Существует три типа механистических моделей, используемых для моделирования ЖТ: электрические, механические и электромеханические, которые включают в себя различные уровни организации – от клеточного до органного, и различные уровни сложности – от моделей с единичными параметрами 3D до реалистичных 3D-моделей.

Электрические модели, также известные как электрофизиологические, сосредоточены на генерации и распространении потенциалов действия. На клеточном уровне эти модели описывают функционирование ионных каналов, буферов,

ионных насосов и транспортеров в одном миоците. Эти типы моделей были использованы для изучения влияния мутаций на каналопатии и взаимосвязи между динамикой кальция и чередованием потенциалов действия, что может привести к микровольтовым чередованиям Т-волны, электрическому субстрату для ЖТ.

Моделирование межклеточной коммуникации для всего миокарда с помощью биофизического подхода часто невыполнимо с вычислительной точки зрения. Поэтому распространение потенциала действия на тканевом уровне часто моделируется с помощью бидоменной и монодоменной феноменологических моделей [9]. Эти модели могут описывать пространственное распространение в 1D, 2D или 3D и концептуально усредняют свойства внеклеточного и внутриклеточного пространства в группах мышечных волокон. Бидоменная модель описывает внутриклеточный и внеклеточный потенциал в сердечной стенке с помощью двух дифференциальных уравнений. Монодоменная модель предполагает равные анизотропные коэффициенты, снижая вычислительные требования ценой физиологической точности. Другие модели, например модель Эйконала, заменяют формулировку ионного тока математическими уравнениями с низкой вычислительной стоимостью.

Чтобы смоделировать распространение потенциала действия по всему миокарду, необходимо создать трехмерную геометрическую модель. Эта геометрия часто основывается на медицинских изображениях (например, МРТ) и затем разбивается на элементы, в результате чего создается 3D-модель для конкретного пациента. Полученная сетка используется для решения двумерных или однодоменных уравнений с помощью методов конечных элементов. Эти модели могут быть использованы для прогнозирования возникновения аритмий, таких как ЖТ.

Механические модели фокусируются на механическом поведении миокарда и взаимодействии между механическим и электрическим поведением. Эти модели могут быть использованы для изучения влияния механической деформации на распространение потенциала действия и взаимосвязи между механическим и электрическим чередованиями. Механические модели могут варьироваться от простых моделей с единичными параметрами до более сложных трехмерных моделей, включающих подробную ориентацию волокон миокарда и структурные свойства.

Электромеханические модели объединяют электрические и механические модели для изучения взаимодействия между ними. Они могут применяться для изучения влияния механической нагрузки на электрическое поведение миокарда и для прогнозирования возникновения аритмий, таких, как ЖТ. Электромеханические модели также могут быть использованы для изучения влияния медицинских вмешательств – кардиостимуляции или абляции – на электрическое и механическое поведение миокарда [10].

Электромеханические модели применяются для изучения ремоделирования желудочков, т. е. структурных и функциональных изменений, происходящих в миокарде после сердечного инсульта, например инфаркта миокарда. Электромеханические модели могут быть использованы для изучения влияния этих изменений на электрическое и механическое поведение миокарда и для прогнозирования риска возникновения аритмий.

В заключение следует отметить, что механические модели обеспечивают детальное понимание механизмов, лежащих в основе ВТ, и могут быть использованы для прогнозирования возникновения аритмии и оценки эффективности различных вариантов лечения. Эти модели особенно полезны для изучения взаимосвязи между электрическими, механическими и биохимическими факторами в миокарде и для изучения влияния индивидуальных характеристик пациента на риск возникновения ЖТ.

Подход 4: будущее – цифровой двойник.

Клинические исследования призваны помочь врачам выбрать правильное лечение для групп пациентов с сопоставимыми сердечными патологиями. Однако отдельные пациенты часто не вписываются в среднюю популяцию исследования, и возникает необходимость адаптировать лечение к индивидуальной патологии. Модели, основанные на данных, – искусственный интеллект (ИИ) – могут обнаружить новые неизвестные взаимосвязи между входными данными и желаемым результатом без заранее определенных знаний. Однако эти модели ИИ могут быть сложны для интерпретации и не заслуживают доверия при принятии клинических решений. Кроме того, они требуют большого количества помеченных данных, которые могут быть необъективными. Механистические модели, с другой стороны, могут применяться только в том случае, если понятны лежащие в их основе механизмы, а это не всегда

так. Более того, настройка параметров может быть неоднозначной. Сочетание этих двух модельных подходов в гибридной форме, особенно при применении концепции цифрового двойника, может быть наиболее перспективно.

Цифровой двойник – это виртуальная модель пациента (его части), которая динамически объединяет клинические данные, полученные с течением времени, с механистическими и основанными на данных моделями. Кардиологический цифровой двойник – это цифровая копия сердца отдельного пациента в реальном времени, которая итеративно обновляется с учетом текущих клинических данных. Между пациентом и цифровым двойником существует двусторонняя связь, при которой пациент предоставляет данные цифровому двойнику, а тот дает пациенту предложения и прогнозы, используя как популяционные, так и индивидуальные данные для разработки модели, которая оптимально поддерживает принятие решений. Цифровые двойники могут быть дополнены анкетами об образе жизни или мобильными датчиками, носимыми дома, для получения данных в режиме реального времени, что потенциально может изменить клинический подход в сторону профилактического лечения. Цифровых двойников можно использовать для персонализированной диагностики, прогнозирования заболеваний, планирования лечения и рекомендаций по профилактическому уходу.

Цифровые двойники также могут применяться для создания искусственных данных о пациентах, которые можно использовать для замены недостающих данных или для создания больших наборов данных, необходимых для обучения алгоритмов машинного обучения. Виртуальные пациенты, созданные с помощью цифровых близнецов, также могут способствовать проведению клинических испытаний, которые могут быть использованы для улучшения критериев включения и исключения, сокращения времени и затрат, а также для проведения испытаний в тех случаях, когда в противном случае это было бы неэтично [11].

Гибридное моделирование. Для полного развития цифрового двойника мы предполагаем, что гибридное моделирование должно быть обязательным при разработке модели. Гибридное моделирование объединяет модели, основанные на данных, и механистические модели таким образом, что оба типа моделей используются в полной мере. Таким образом, часть гибридной модели

основывается на априорных знаниях, а часть модели выводится из данных. Важно отметить, что измерения играют ключевую роль в гибридных моделях, поскольку как для моделей, основанных на данных, так и для механистических моделей необходимы определенные данные.

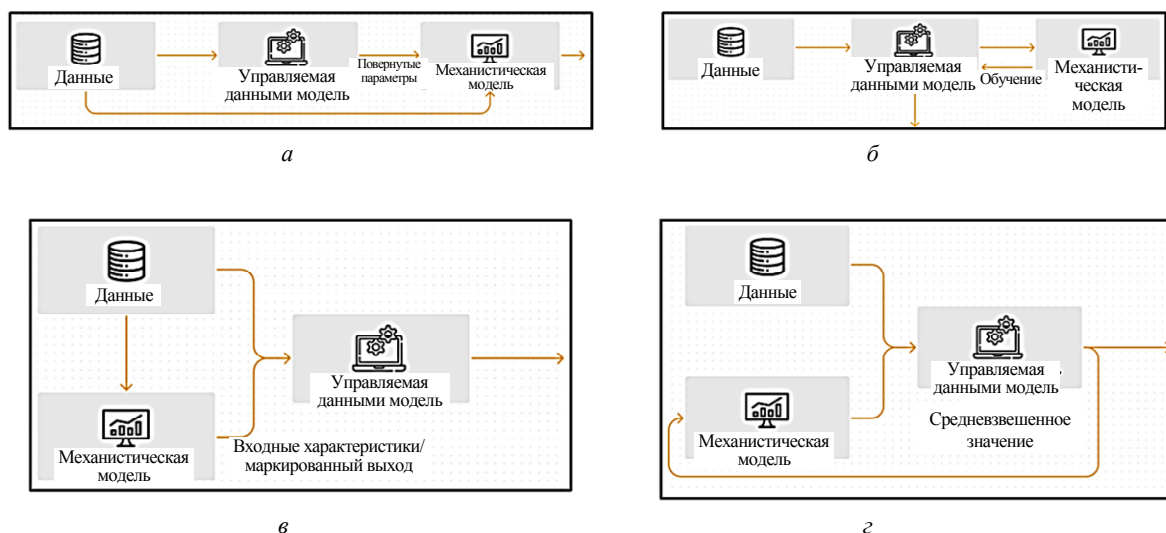
Существует множество различных конфигураций для сборки измерений, моделей, управляемых данными, и механистических моделей. Можно представить себе последовательный путь, в котором ИИ используется, например, для интерпретации ЭКГ, и эти результаты впоследствии используются для настройки параметров, описывающих распространение потенциала действия в электромеханической модели (рис. 1, а).

В настоящее время не известен физический закон, описывающий причинно-следственную связь между этими факторами и возникновением ЖТ, и поэтому факторы риска не могут быть включены в механистические модели несмотря на то, что доказательная медицина показала значимость факторов риска. Обнаружение и добавление таких типов связей обычно является проблемой моделирования на основе данных. Аналогичным образом, ИИ можно использовать для прогнозирования изменения параметров механистической модели в течение длительного периода времени, как это было сделано Ф. Регазони и др. [12].

Еще одна перспективная гибридная методология – нейронные сети с учетом физики. Они включают законы физики в процесс обучения нейронной сети (рис. 1, б). Это требует меньше данных и делает обучение более эффективным, поскольку эти известные законы регулируют процесс обучения.

Механистические модели могут использоваться в качестве входных признаков или помеченных выходов для нейронных сетей (рис. 1, в). Использование механистических моделей в алгоритмах ИИ может повысить производительность и позволить использовать меньшие наборы данных. В качестве примеров можно привести прогнозирование рецидивов фибрилляции предсердий и обнаружение целей абляции на медицинских изображениях. Использование предварительных знаний об упрощенных моделях в качестве входных характеристик также может улучшить прогнозирование.

Для гибридного моделирования можно использовать и другие модели, основанные на данных, помимо ИИ (рис. 1, г). Например, при ассимиляции данных механистическая модель используется для прогнозирования, а затем это про-



Концепции гибридного моделирования. Схематическая визуализация нескольких примеров гибридного моделирования: *а* – последовательный метод; *б* – метод нейронной сети с учетом физики; *в* – метод, в котором механистические модели используются как входные данные или как маркированный выход нейронной сети; *з* – метод ассимиляции данных

Concepts of hybrid modeling. Schematic visualization of several examples of hybrid modeling: *a* – sequential method; *б* – physics-aware neural network method; *в* – method that uses mechanistic models as input data or as labeled output of the neural network; *з* – data assimilation method

гнозирование корректируется с учетом имеющихся данных с помощью байесовского подхода (подхода, основанного на данных и вероятности) для создания средневзвешенного значения механистической модели и данных.

Теоретически это позволяет получить лучшие результаты, так как данные часто страдают от шума, который может быть уменьшен включением известной физики, и в то же время данные могут компенсировать неизвестную физику. Конечно, можно придумать еще много различных гибридных конфигураций, и выбор подходящей из них далеко не тривиален.

Заключение. В заключение следует отметить, что прогнозирование риска развития желудочковой тахикардии у пациентов с острым инфарктом миокарда – сложная задача, требующая многогранного подхода. Доказательная медицина обеспечивает основу для понимания основного субстрата, триггеров и модуляторов, которые способствуют развитию и поддержанию ЖТ, а модели, основанные на данных, включая методы искусственного интеллекта – машинное обучение и глубокое обучение, – могут выявлять взаимосвязи в данных и делать прогнозы на основе ранее наблюдавшихся данных. Однако эти подходы имеют свои недостатки, например необходимость большого количества маркированных данных и сложность интерпретации моделей ИИ. Моделирование с учетом особенностей пациента, которое

предполагает создание модели сердца конкретного пациента на основе многочисленных источников данных, может обеспечить более детальное понимание риска ЖТ и направлять решения о лечении. Использование абляции для снижения частоты ЖТ и потенциал цифровых двойников для улучшения персонализированного ухода за пациентами с ИМ также являются перспективными подходами, которые могут быть полезны для улучшения ведения ЖТ у этих пациентов. В конечном счете, для полного понимания и прогнозирования риска ЖТ у отдельных пациентов и обеспечения наиболее эффективного лечения может потребоваться сочетание этих подходов.

В дополнение к вышеупомянутым подходам существует также потенциал для гибридного моделирования, которое сочетает в себе модели, основанные на данных и механистические модели, в качестве эффективного метода прогнозирования риска ЖТ у пациентов с острым инфарктом миокарда. Гибридное моделирование позволяет в полной мере использовать потенциал обоих типов моделей, принимая во внимание априорные знания, а также взаимосвязи, полученные на основе данных. Существует множество различных конфигураций для объединения моделей, основанных на данных, а также механистических моделей, включая использование алгоритмов искусственного интеллекта и ассимиляцию данных, и

выбор правильного подхода может потребовать дальнейших исследований и разработок. Тем не менее, использование гибридного моделирования имеет потенциал для повышения точности прогнозирования и наиболее эффективного исполь-

зования имеющихся данных и знаний. В целом, продолжение исследований и разработка этих подходов необходимы для улучшения лечения ЖТ у пациентов с острым инфарктом миокарда и снижения заболеваемости и смертности.

Список литературы

1. Corrado D., Link M. S., Schwartz P. J. Implantable defibrillators in primary prevention of genetic arrhythmias. A shocking choice? // *Eur. Heart J.* 2022. Vol. 43, no. 32. P. 3029–3040. doi: 10.1093/eurheartj/ehac298.
2. Prognostic importance of defibrillator shocks in patients with heart failure / J. E. Poole, G. W. Johnson, A. S. Hellkamp, J. Anderson, D. J. Callans, M. H. Raitt, R. K. Reddy, F. E. Marchlinski, R. Yee, T. Guarnieri, M. Talajic, D. J. Wilber, D. P. Fishbein, D. L. Packer, D. B. Mark, K. L. Lee, G. H. Bardy // *New Engl. J. of Med.* 2008. Vol. 359(10). P. 1009–1017. doi: 10.1056/NEJMoa071098.
3. Preventive or deferred ablation of ventricular tachycardia in patients with ischemic cardiomyopathy and implantable defibrillator: a multicenter randomized trial / S. Willems, R. R. Tilz, D. Steven, S. Käähb, K. Wegscheider, L. Gellér, C. Meyer, C. H. Heeger, A. Metzner, M. F. Sinner, M. Schlüter, P. Nordbeck, L. Eckardt, H. Bogossian, A. Sultan, B. Wenzel, K. H. Kuck // *Circulation.* 2020. Vol. 141, no. 13. P. 1057–1067. doi: 10.1161/CIRCULATIONAHA.119.043400.
4. Evidence based medicine: what it is and what it isn't / D. L. Sackett, W. M. C. Rosenberg, J. A. M. Gray, R. B. Haynes, W. S. Richardson // *BMJ Clinical Research.* 1996. Vol. 312. P. 71–72. doi: 10.1136/bmj.312.7023.71.
5. Heart failure as a substrate and trigger for ventricular tachycardia / C. K. Alvarez, E. Cronin, W. L. Baker, J. Kluger // *J. of Interventional Card. Electrophysiology.* 2019. Vol. 56. P. 229–247. doi: 10.1007/s10840-019-00623-x.
6. Slow conduction in the infarcted human heart. 'Zigzag' course of activation / J. M. de Bakker, F. J. van Capelle, M. J. Janse, S. Tasseront, J. T. Vermeulen, N. de Jonge, J. R. Lahpor // *Circulation.* 1993. Vol. 88, no. 3. P. 915–926. doi: 10.1161/01.CIR.88.3.915.
7. Artificial intelligence and machine learning in arrhythmias and cardiac electrophysiology / A. K. Feeny, M. K. Chung, A. Madabhushi, Z. I. Attia, M. Cikes, M. Firouznia, P. A. Friedman, M. M. Kalscheur, S. Kapa, S. M. Narayan, P. A. Noseworthy, R. S. Passman, M. V. Perez, N. S. Peters, J. P. Piccini, K. G. Tarakji, S. A. Thomas, N. A. Trayanova, M. P. Turakhia, P. J. Wang // *Circulation: Arrhythmia and Electrophysiology.* 2020. Vol. 13, no. 8. P. e007952. doi: 10.1161/CIRCEP.119.007952.
8. Error and uncertainty in modeling and simulation / W. L. Oberkampf, S. M. DeLand, B. M. Rutherford, K. V. Diegert, K. F. Alvin // *Reliability Engin. & Syst. Safety.* 2002. Vol. 75, no. 3. P. 333–357. doi: 10.1016/S0951-8320(01)00120-X.
9. Tung L. A bi-domain model for describing ischemic myocardial d-c potentials: diss. ... D. Sc. (Philosophy). USA, 1978. 277 p.
10. Trayanova N. A., Boyle P. M., Nikolov P. P. Personalized imaging and modeling strategies for arrhythmia prevention and therapy // *Current Opinion in Biomed. Engin.* 2018. Vol. 5. P. 21–28. doi: 10.1016/j.cobme.2017.11.007.
11. Creation and application of virtual patient cohorts of heart models / S. A. Niederer, Y. Aboelkassem, C. D. Cantwell, C. Corrado, S. Coveney, E. M. Cherry, T. Delhaas, F. H. Fenton, A. V. Panfilov, P. Pathmanathan, G. Plank, M. Riabiz, C. H. Roney, R. W. dos Santos, L. Wang // *Philos. Transactions of the Royal Soc. A.* 2020. Vol. 378, no. 2173. P. 18–27. doi: 10.1098/rsta.2019.0558.
12. Regazzoni F., Chapelle D., Moireau P. Combining data assimilation and machine learning to build data-driven models for unknown long time dynamics–Applications in cardiovascular modeling // *Int. J. Numer. Method Biomed.* 2021. Vol. 37, no. 7. P. e3471. doi: 10.1002/cnm.3471.

Информация об авторах

Целобанов Никита Борисович – аспирант кафедры инновационного менеджмента, инженер ИМЦ ФКТИ, СПбГЭТУ «ЛЭТИ».

E-mail: nikitacelobanov2016@gmail.com

<https://orcid.org/0000-0002-8884-3613>

Ефименко Георгий Алексеевич – аспирант и ассистент кафедры автоматизации и процессов управления СПбГЭТУ «ЛЭТИ».

E-mail: efimenkogeorge@gmail.com

<https://orcid.org/0000-0001-9224-1300>

References

1. Corrado D., Link M. S., Schwartz P. J. Implantable defibrillators in primary prevention of genetic arrhythmias. A shocking choice? // *Europ. Heart J.* 2022. Vol. 43, no. 32. P. 3029–3040. doi: 10.1093/eurheartj/ehac298.
2. Prognostic importance of defibrillator shocks in patients with heart failure / J. E. Poole, G. W. Johnson, A. S. Hellkamp, J. Anderson, D. J. Callans, M. H. Raitt, R. K. Reddy, F. E. Marchlinski, R. Yee, T. Guarnieri, M. Talajic, D. J. Wilber, D. P. Fishbein, D. L. Packer, D. B. Mark, K. L. Lee, G. H. Bardy // *New Engl. J. of Med.* 2008. Vol. 359(10). P. 1009–1017. doi: 10.1056/NEJMoa071098.
3. Preventive or deferred ablation of ventricular tachycardia in patients with ischemic cardiomyopathy and implantable defibrillator: a multicenter randomized trial / S. Willems, R. R. Tilz, D. Steven, S. Kääh, K. Wegscheider, L. Gellér, C. Meyer, C. H. Heeger, A. Metzner, M. F. Sinner, M. Schlüter, P. Nordbeck, L. Eckardt, H. Bogossian, A. Sultan, B. Wenzel, K. H. Kuck // *Circulation.* 2020. Vol. 141, no. 13. P. 1057–1067. doi: 10.1161/CIRCULATIONAHA.119.043400.
4. Evidence based medicine: what it is and what it isn't / D. L. Sackett, W. M. C. Rosenberg, J. A. M. Gray, R. B. Haynes, W. S. Richardson // *BMJ Clinical Research.* 1996. Vol. 312. P. 71–72. doi: 10.1136/bmj.312.7023.71.
5. Heart failure as a substrate and trigger for ventricular tachycardia / C. K. Alvarez, E. Cronin, W. L. Baker, J. Kluger // *J. of Interventional Card. Electrophysiology.* 2019. Vol. 56. P. 229–247. doi: 10.1007/s10840-019-00623-x.
6. Slow conduction in the infarcted human heart. 'Zigzag' course of activation / J. M. de Bakker, F. J. van Capelle, M. J. Janse, S. Tasseront, J. T. Vermeulen, N. de Jonge, J. R. Lahpor // *Circulation.* 1993. Vol. 88, no. 3. P. 915–926. doi: 10.1161/01.CIR.88.3.915.
7. Artificial intelligence and machine learning in arrhythmias and cardiac electrophysiology / A. K. Feeny, M. K. Chung, A. Madabhushi, Z. I. Attia, M. Cikes, M. Firouznia, P. A. Friedman, M. M. Kalscheur, S. Kapa, S. M. Narayan, P. A. Noseworthy, R. S. Passman, M. V. Perez, N. S. Peters, J. P. Piccini, K. G. Tarakji, S. A. Thomas, N. A. Trayanova, M. P. Turakhia, P. J. Wang // *Circulation: Arrhythmia and Electrophysiology.* 2020. Vol. 13, no. 8. P. e007952. doi: 10.1161/CIRCEP.119.007952.
8. Error and uncertainty in modeling and simulation / W. L. Oberkampf, S. M. DeLand, B. M. Rutherford, K. V. Diegert, K. F. Alvin // *Reliability Engin. & Syst. Safety.* 2002. Vol. 75, no. 3. P. 333–357. doi: 10.1016/S0951-8320(01)00120-X.
9. Tung L. A bi-domain model for describing ischemic myocardial d-c potentials: diss... D. Sc. (Philosophy). USA, 1978. 277 p.
10. Trayanova N. A., Boyle P. M., Nikolov P. P. Personalized imaging and modeling strategies for arrhythmia prevention and therapy // *Current Opinion in Biomed. Engin.* 2018. Vol. 5. P. 21–28. doi: 10.1016/j.cobme.2017.11.007.
11. Creation and application of virtual patient cohorts of heart models / S. A. Niederer, Y. Aboelkassem, C. D. Cantwell, C. Corrado, S. Coveney, E. M. Cherry, T. Delhaas, F. H. Fenton, A. V. Panfilov, P. Pathmanathan, G. Plank, M. Riabiz, C. H. Roney, R. W. dos Santos, L. Wang // *Philos. Transactions of the Royal Soc. A.* 2020. Vol. 378, no. 2173. P. 18–27. doi: 10.1098/rsta.2019.0558.
12. Regazzoni F., Chapelle D., Moireau P. Combining data assimilation and machine learning to build data-driven models for unknown long time dynamics–Applications in cardiovascular modeling // *Int. J. Numer. Method Biomed.* 2021. Vol. 37, no. 7. P. e3471. doi: 10.1002/cnm.3471.

Information about the authors

Nikita B. Tselobanov – postgraduate student of the Department of Innovation Management, engineer of the IMC FCTI of Saint Petersburg Electrotechnical University.

E-mail: nikitacelobanov2016@gmail.com

<https://orcid.org/0000-0002-8884-3613>

Georgy A. Efimenko – postgraduate student and assistant of the Department of Automation and Control Processes of Saint Petersburg Electrotechnical University.

E-mail: efimenkogeorge@gmail.com

<https://orcid.org/0000-0001-9224-1300>

Статья поступила в редакцию 10.01.2023; принята к публикации после рецензирования 24.01.2023; опубликована онлайн 25.03.2023.

Submitted 10.01.2023; accepted 24.01.2023; published online 25.03.2023.