

Федеральное государственное автономное образовательное учреждение
высшего образования «Национальный исследовательский
Нижегородский государственный университет им. Н.И. Лобачевского»

На правах рукописи



Большаков Денис Иванович

ЭЛЕКТРОННОЕ МОДЕЛИРОВАНИЕ И ИССЛЕДОВАНИЕ ДИНАМИКИ
НЕЙРОНОПОДОБНОГО ГЕНЕРАТОРА НА БАЗЕ СИСТЕМЫ ФАЗОВОЙ
АВТОПОДСТРОЙКИ ЧАСТОТЫ

Специальность 1.3.5. – Физическая электроника

Специальность 1.3.4 – Радиоп физика

ДИССЕРТАЦИЯ

на соискание ученой степени

кандидата физико-математических наук

Научные руководители:

доктор физико-математических наук, профессор

Матросов Валерий Владимирович

доктор физико-математических наук, доцент

Сысоев Илья Вячеславович

Нижний Новгород – 2022

Оглавление

ВВЕДЕНИЕ.....	4
Обзор литературы.....	12
Глава 1. Разработка и исследование динамики электронной модели нейроподобного генератора на основе системы ФАП с полосовым фильтром.	42
1.1 Разработка электронной модели нейроподобного генератора.....	42
1.2 Исследование режимов генерации электронной модели нейроподобного генератора.....	45
1.3 Исследование динамики электронной модели нейроподобного генератора ФАП с полосовым фильтром под внешним воздействием.....	48
1.4 Заключение по Главе 1.....	58
Глава 2. Реконструкция параметров модели нейроподобного генератора на основе системы фазовой автоподстройки частоты с полосовым фильтром.....	60
2.1 Разработка метода реконструкции параметров модели нейроподобного генератора.....	60
2.2 Реконструкция параметров модели нейроподобного генератора.....	66
2.3 Заключение по Главе 2.....	69
Глава 3. Модификация электронной модели нейроподобного генератора на основе системы ФАП с полосовым фильтром.....	71
3.1 Разработка электронной модели нейроподобного генератора на основе системы ФАП с модифицированной цепью управления.....	71
3.2 Исследование динамики электронной модели нейроподобного генератора с модифицированной цепью управления.....	75
3.3 Вывод математической модели нейроподобного генератора с модифицированной цепью управления.....	78
3.4 Заключение по Главе 3.....	83
Глава 4. Исследование коллективной динамики двух нейроподобных генераторов, связанных через мемристивное устройство.....	84
4.1 Мемристивное устройство.....	86

4.2	Исследование нелинейной частотной зависимости проводимости мемристивного элемента.....	89
4.3	Анализ синхронизации двух нейроноподобных генераторов, связанных через мемристивное устройство.....	94
4.4	Заключение по Главе 4.....	97
ЗАКЛЮЧЕНИЕ		98
Список использованных источников		100
Публикации автора по теме диссертации.....		118

ВВЕДЕНИЕ

Актуальность темы диссертации

В современной междисциплинарной науке одним из наиболее актуальных направлений является изучение принципов работы мозга. Помимо фундаментального характера исследований данное направление имеет выраженную практическую значимость в области разработки интеллектуальных устройств, воспроизводящих принципы обработки информации мозгом. Это связано с тем, что несмотря на высокий уровень развития вычислительной техники и различных роботизированных платформ, даже самые большие компьютерные системы, например, разработанные в рамках проекта Blue Brain, могут воспроизводить только очень ограниченные подсистемы мозга.

Построение электронных моделей нейронов – быстро развивающаяся область физической электроники, в которой за последние 30 лет с момента первой публикации [1] достигнуты существенные результаты. Основные цели здесь состоят как в моделировании и протезировании отдельных подсистем мозга, так и в использовании моделей для лучшего понимания функционирования реальной нервной системы. При этом все созданные реализации можно условно разделить на макромасштабные [2,3], для которых можно довольно точно задавать характеристики и режимы поведения и микромасштабные, в которых характеристики индивидуальных нейронов воспроизводятся только в среднем, зато благодаря большому количеству можно моделировать сети из сотен и даже тысяч элементов [4]. При этом большинство работ нацелены на электронную реализацию в виде полупроводниковых приборов [5,6] тех или иных математических моделей нейронов, которых на сегодняшний день известно большое количество, отличающихся уровнем детализации и математической абстракции.

Можно выделить класс математических моделей, отражающих временную динамику нейронов. К этому классу можно отнести как упрощенные осцилляторные модели (изучением подобных систем занимаются группы L. Abbot, J. Kurths, S. Dana, A. Pikovski, I. Segev, P.M. Борисюка, Я.Б. Казановича, В.И. Некоркина, Г.В. Осипова и др.), так и более биологически-релевантные

импульсные, или спайковые, модели (S. Boccaletti, G. Deco, W. Gerstner, E. Izhikevich, В.Б. Казанцев, Д.Г. Захаров, А.Е. Храмов и др.). Применение динамических моделей позволяет реализовать многие колебательные режимы функционирования мозга [12-14], в том числе переходные и нестационарные, признанные в последние годы существенными для моделирования многих нормальных [15,16] и патологических процессов в мозге [17].

Электронное моделирование нейронов на физическом уровне развивается по двум направлениям. Одно представляет собой воплощение биологически-релевантных математических моделей в электронном виде, другое направлено на разработку электронных устройств, которые демонстрируют нейроподобную динамику, при этом структурно они мало напоминают реальные нейроны. Возможность генерации и передачи от одного элемента сети к другому отдельных импульсов (спайков) и пачек импульсов (бёрстов) является ключевой при моделировании нейросистем вне зависимости от происхождения и элементной базы самих генераторов.

В работе [18] была предложена и исследована математическая модель нейроподобного элемента на основе системы фазовой автоподстройки частоты (ФАП). Данная модель демонстрирует не только периодические, но и пачечные типы колебаний, характерные для реальных нейронов.

Системы фазовой синхронизации получили широкое распространение в радиотехнике и связи. Эти системы разрабатывались для решения задач синхронизации, стабилизации частоты, управления частотой и фазой колебаний, фильтрации, демодуляции, формирования и обработки сигналов, а также ряда других задач. Высокая надежность, управляемость, технологичность и способность генерировать сигналы различной сложности, вплоть до хаотических [19] делают системы фазовой автоподстройки частоты привлекательными для разработки на их основе нейроподобных генераторов.

Стоит отметить, что богатая динамика нейронных сетей мозга обусловлена не только динамикой нейронов, но и динамическим изменением силы взаимодействия между нейронами в сети под воздействием их активности —

эффектами синаптической пластичности. Учёт пластичности связей позволяет еще больше расширить возможности кодирования информации в нейронных сетях, в частности использовать пространственно-временное кодирование [20]. Кроме того, за счёт динамически изменяющихся весовых коэффициентов связей появляется возможность автоматической адаптации сети под внешнее воздействие – эффект обучения нейронной сети [21-25]. Исследованиями динамики нейронных сетей с учетом различных механизмов синаптической пластичности занимаются группы М. Tsodyks, В.Б. Казанцева, С.А. Лобова, В.В. Клиньшова и др. Поэтому моделирование работы синапсов привлекает усилия и внимание сопоставимое с усилиями в области моделирования самих нейронов [4,26].

Мощный толчок развитию данного направления дало исследование мемристивных устройств, активно развивающееся с 2008 года [27]. Мемристивные устройства считаются идеальным кандидатом на роль синаптических связей в электронной нейронной сети, позволяя воспроизводить эффекты пластичности и организовывать обучение.

В связи со всем вышесказанным, разработка электронных нейронов и их сетей и исследование их динамики являются актуальной и востребованной задачей.

Цель работы – электронное моделирование нейроноподобных генераторов с использованием систем ФАП и их ансамблей, а также анализ их динамики.

Для достижения поставленной цели решались следующие **задачи**:

- электронная реализация автоколебательной модели нейроноподобного генератора на основе системы ФАП, демонстрирующая режимы пачечной активности, выделение в пространстве параметров областей различной динамикой;
- разработка метода реконструкции параметров генератора нейроноподобных импульсов на базе ФАП, позволяющего количественно оценить степень соответствия электронной аппаратной реализации его математической модели;
- модификация цепи управления автоколебательной модели нейроноподобного генератора на основе системы ФАП, с целью добавления

функции возбудимого режима, анализ динамики модифицированной модели;

- анализ коллективной динамики двух нейроноподобных генераторов, связанных через мемристивный элемент, исследование свойств синаптического контакта с кратковременной пластичностью на основе мемристивного элемента.

Научная новизна диссертационной работы заключается, во-первых, в теоретическом и практическом изучении процессов генерации и синхронизации нейроноподобных колебаний системами фазовой автоподстройки частоты. Во-вторых, в использовании для определения степени соответствия электронной аппаратной реализации математической модели разработанного метода реконструкции параметров по временным рядам. В частности, в методе впервые применена комбинация численного дифференцирования и интегрирования для реконструкции вектора состояния, используется подход к реконструкции интегрированных по времени уравнений, вводятся поправки на масштабирование и смещение, имеющее место при измерениях. В-третьих, в применении модели синаптического контакта с кратковременной пластичностью на основе мемристивного элемента для связывания генераторов в ансамбль и исследования коллективной динамики.

Основные научные результаты:

1. Разработана и исследована электронная модель нейроноподобного генератора на базе системы ФАП качественно повторяющая автоколебательную динамику мембранного потенциала биологического нейрона.
2. Проведена реконструкция параметров генератора по его экспериментальным временным рядам. В результате реконструкции достигнуто хорошее количественное соответствие со значениями, рассчитанными исходя из номиналов электронных компонентов в соответствии с математической моделью.

3. Предложена модификация цепи управления системы ФАП дополняющая автоколебательную динамику электронного нейрона возбудимым режимом. Исследована динамика модифицированной модели при внешнем импульсном воздействии. Показано, что переход от возбудимого режима к колебательному зависит только от площади воздействующего импульса.
4. Установлено, что модель синаптической связи на основе мемристивного элемента имеет нелинейную зависимость проводимости от частоты следования импульсов. Синхронизация двух связанных через синаптический узел нейроподобных генераторов носит временный характер и определяется текущим значением проводимости мемристивного элемента.

Достоверность результатов, полученных в диссертации, подтверждается использованием при анализе динамики математических моделей качественно-численных методов теории нелинейных колебаний и теории бифуркаций, совпадением полученных экспериментальных результатов импульсной активности разработанных электронных нейронов с результатами численного моделирования, совпадением изложенных в диссертации результатов с результатами исследований отечественных и зарубежных авторов в данной области, а также научной экспертизой на конференциях при публикации материалов в рецензируемой научной печати.

Теоретическая и практическая значимость работы

Теоретическая значимость работы состоит в том, что показана возможность создания электронного устройства, основанного на системе ФАП с полосовым фильтром, генерирующего нелинейные колебания различных типов (одиночные импульсы, периодические и хаотические пачки импульсов), свойственные реальным нейронам. Таким образом, продемонстрировано, что нейроподобные режимы, в том числе режимы коллективной динамики в полупроводниковых устройствах можно получить не только путём реализации составленных из биофизических принципов уравнений «в железе», но и путём

феноменологического моделирования именно самих режимов активности без привязки к происхождению уравнений математической модели генератора.

Также теоретическая значимость состоит в результатах исследования возбуждения и коллективной динамики аппаратных моделей нейроноподобных генераторов, связанных через мемристивный элемент.

Практическая значимость результатов данной работы заключается в возможности использования относительно простой и стабильно работающей модели нейроноподобного генератора на основе системы фазовой автоподстройки частоты, а также модели рассмотренного синаптического контакта на основе мемристивного элемента для реализации аппаратных биологически правдоподобных нейронных сетей. Такие нейронные сети в свою очередь могут применяться в адаптивных робототехнических системах, системах потоковой обработки видео и машинного зрения, системах классификации паттернов активности мозга и мышц человека, системах нейропротезирования и искусственного интеллекта.

Положения, выносимые на защиту

1. Электронная реализация модели нейроноподобного генератора на основе системы фазовой автоподстройки частоты на твердотельных полупроводниковых элементах с полосовым фильтром позволяет получить режимы единичных импульсов (спайков) и пачек импульсов (бёрстов), как периодические, так и хаотические, и адекватна математической модели.
2. Предложенный специально для исследуемой системы на основе ФАП с полосовым фильтром новый подход к реконструкции параметров позволяет количественно оценить соответствие аппаратной электронной реализации математической модели, поскольку реализует реконструкцию всего вектора состояния модели по одной скалярной наблюдаемой, учитывает смещение и масштабирование при измерении и имеет низкую чувствительность к шумам за счёт реконструкции уравнений, интегрированных по времени.
3. Электронная реализация нейроноподобного генератора на основе ФАП с модифицированной добавлением электронно-управляемого ключа цепью

управления позволяет реализовать возбудимый режим, в котором генерация возможна как отклик на внешний импульс.

4. Использование мемристивного элемента позволяет воспроизвести частотную зависимость пластичности синапса при связывании двух нейроноподобных генераторов на основе систем ФАП и достичь их синхронизации.

Публикации и апробация результатов

Результаты работы опубликованы в журналах: Письма в Журнал технической физики (2017, 2022) [A1,A2], IEEE Transactions on Circuits and Systems II: Express Briefs (2022) [A3], Journal of Physics D: Applied Physics (2022) [A4]. По теме диссертации опубликованы 28 научных работ, включая 4 статьи в международных журналах и журналах, входящих в перечень рекомендованных ВАК [A1-A4] и 24 работы в сборниках трудов конференций.

Основные результаты диссертации докладывались на российских и международных конференциях, включая: XX-XXV научные конференции по радиофизике (Н. Новгород, 2015-2021), XVII-XVIII научная школа «Нелинейные волны» (Н. Новгород, 2016, 2018), XI-XII Международная школа - конференция «Хаотические автоколебания и образование структур» (Саратов, 2016, 2019), XXII - XXIII нижегородская сессия молодых ученых. Естественные, математические науки (Н. Новгород, 2017, 2018), XII и XV Всероссийские конференции молодых ученых «Наноэлектроника, нанофотоника и нелинейная физика», (Саратов, 2017, 2020), международная конференция «VOLGA NEUROSCIENCE MEETING 2018» (Н. Новгород, Самара, 2018), международная конференция «11th FENS Forum of Neuroscience» (Берлин, 2018), XX международная конференция «Математическое моделирование и суперкомпьютерные технологии» (Н. Новгород, 2020), XXIX Всероссийская научная конференция «Нелинейные дни в Саратове для молодых» (Саратов, 2021), V Международная конференция «Информационные технологии и технические средства управления» (Астрахань, 2021).

Результаты диссертационной работы использованы при выполнении научно-исследовательских работ по следующим темам: РФФИ 16-32-00643-мол-а,

18-29-23001-мк; государственного задания Министерства науки и высшего образования 0729-2020-0040; программы развития региональных научно-образовательных математических центров № 075-02-2020-1483 «Математика технологий будущего»; грантов Президента РФ МК-2726.2017.2, МД-3006.2021.1.2.

Личный вклад автора

Все полученные результаты диссертационной работы получены лично автором. Подготовка к публикации полученных результатов проводилась совместно с соавторами, причем вклад диссертанта был определяющим. Автором работы самостоятельно были выполнены аналитические исследования, проведено численное и схемотехническое моделирование, разработан и изготовлен лабораторный прототип нейроподобного генератора, выполнено экспериментальное исследование динамики лабораторного прототипа, а также проведено сопоставление результатов экспериментального исследования с результатами численного моделирования. Постановка задачи и обсуждение полученных результатов проводилось совместно с научными руководителями.

Структура и объем диссертации

Диссертация содержит 121 страницу, включая 53 рисунка, 189 наименований цитируемой литературы, 28 научных публикаций по теме диссертации (из них 4 статей в реферируемых изданиях).

Обзор литературы

На сегодняшний день хорошо известен факт, что одной из основных функциональных единиц, участвующих в передаче информации в мозге человека и животных являются нервные клетки, называемые нейронами. Данные клетки состоят из тела клетки «сомы» и двух типов сигнальных отростков «аксона» и «дендритов», причем дендриты имеют, на свое конце, разветвленную систему синаптических контактов, которые позволяют организовывать связи с аксонами других нейронов, формируя крупные нейронные сети. Процесс передачи информации от нейрона к нейрону можно описать путем распространения от дендрита через сому к аксону сигнала мембранного потенциала, вызванного разностью концентраций ионов по разные стороны клеточной мембраны. На мембране нейрона содержатся ионные каналы, способные осуществлять транспорт ионов через мембрану в обе стороны, изменяя мембранный потенциал. Концентрация ионов внутри сомы влияет на мембранный потенциал, который регулирует проводимость потенциал-зависимых ионных каналов. Проводимость потенциал-зависимых ионных каналов в свою очередь влияет на скорость и количество проходящих ионов соответствующего типа. В результате действия ионных каналов при достаточном уровне мембранного потенциала на участке мембраны сомы в месте выхода аксона формируется сигнал, называемый «потенциалом действия». Потенциал действия имеет импульсный характер, за что получил распространенное название «спайк» (от англ. spike). Кроме того следует отметить, что генерация потенциалов действия может быть как регулярной, так и спонтанной, а отдельные спайки могут объединяться в пачки по несколько импульсов называемые «бёрстами» (от англ. burst).

Модели нейронов

Как уже упоминалось ранее, основным носителем информации в мозге являются потенциалы действия, генерируемые нейронами. Для описания генерации потенциалов действия на сегодняшний день применяется достаточно большое количество различных математических моделей, отличающихся различной степенью детализации и количеством воспроизводимых динамических

режимов.

Первая наиболее детализированная модель нейрона была создана, в 1952 году Аланом Ллойдом Ходжкином и Эндрю Хаксли [28].

Данная модель представляет из себя нелинейный генератор импульсов специальной формы способный проявлять как автоколебательную, так и возбудимую динамику.

Эквивалентная электрическая схема модели Ходжкина - Хаксли представлена на рис.1

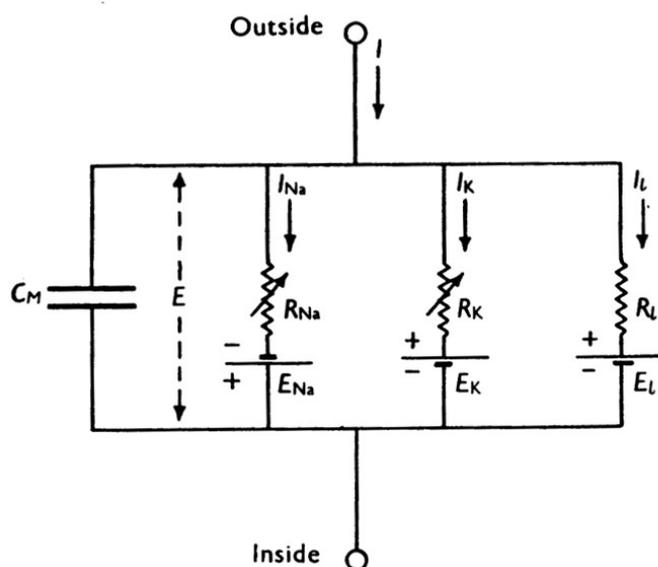


Рис. 1. Эквивалентная схема модели Ходжкина – Хаксли [28]

Согласно эквивалентной электрической схеме, данная модель представляет из себя набор из конденсатора C_m , соответствующего емкости мембраны нейрона, и 3-х включенных параллельно источников тока ($R_{Na}-E_{Na}$, R_K-E_K , R_L-E_L), соответствующих ионным токам натрия, калия и малого тока утечки, вызванного действием ионов хлора, причем все источники тока имеют нелинейные характеристики, зависящие от напряжения на конденсаторе.

Процесс генерации импульсов в модели Ходжкина - Хаксли наиболее простым образом можно описать так: при подаче постоянного токового воздействия на вход модели начинается зарядка конденсатора C_m , напряжение на нем увеличивается, что в свою очередь вызывает активацию источника натриевого тока, в результате чего конденсатор заряжается еще быстрее, так происходит до тех

пор, пока не активируется калиевый источник тока. Так как он имеет противоположную полярность, в момент активации данного источника тока начинается разрядка конденсатора. При понижении напряжения на конденсаторе источник натриевого тока постепенно прекращает свою активность, это приводит к тому, что напряжение на конденсаторе становится отрицательным, в этот момент источник калиевого тока так же прекращает свою активность, после чего цикл зарядки конденсатора повторяется. Источник малого тока утечки имеет ту же полярность, что и источник калиевого тока и позволяет регулировать меж-импульсные временные интервалы, т.е. скорость процесса зарядки конденсатора до момента активации натриевого источника тока, так же следует отметить, что источник малого тока утечки вносит свой вклад и в динамику процесса генерации импульса при активации натриевого и калиевого источника, но данный, но данный вклад настолько мал что им можно пренебречь. Таким образом при воздействии на генератор постоянным током будет наблюдаться автоколебательный режим.

В случае более слабого внешнего воздействия динамика генератора имеет возбудимый характер. Нейрон поддерживает постоянный мембранный потенциал (заряд на конденсаторе C_m) и способен генерировать спайк только при подаче внешнего воздействия. В зависимости от амплитуды и времени внешнего возмущения возможно появление слабого подпорогового отклика, либо генерация спайка. Это связано с тем, что воздействующий импульс заряжает конденсатор только до определенного небольшого значения, если же этого значения хватает для активации натриевого источника тока, происходит генерация спайка аналогично механизму в автоколебательном режиме. В случае недостаточной зарядки конденсатора для активации натриевого источника тока, по завершению воздействующего импульса конденсатор начинает разряжаться согласно характеристике источника малого тока утечки, тем самым порождая подпороговый импульс малой амплитуды и большой длительности.

Математическая модель нейрона Ходжкина - Хаксли описывается системой дифференциальных уравнений 4-го порядка [28,29]:

$$\left\{ \begin{array}{l} C_m \frac{dE}{dt} = g_l[E_l - E(t)] + g_{Na}m(t)^3h(t)[E_{Na} - E(t)] + \\ \quad + g_Kn(t)^4[E_K - E(t)] + I, \\ \\ \frac{dm}{dt} = \frac{m_\infty(E(t)) - m(t)}{\tau_m(E(t))}, \\ \\ \frac{dh}{dt} = \frac{h_\infty(E(t)) - h(t)}{\tau_h(E(t))}, \\ \\ \frac{dn}{dt} = \frac{n_\infty(E(t)) - n(t)}{\tau_n(E(t))}. \end{array} \right. \quad (1)$$

где $E(t)$ - мембранный потенциал нейрона, I -внешний ток, $m(t)$, $h(t)$, $n(t)$ -так называемые «воротные переменные», т.е. переменные, описывающие динамику проводимости каналов натрия, калия и хлора соответственно, g_{Na} , g_K , g_l - максимальные значения проводимости соответствующих каналов.

Кроме режима генерации одиночных импульсов данная модель способна проявлять еще пачечную и хаотическую активность причем за выбор и многообразие всех возможных режимов отвечают конкретные характеристики функций $m(t)$, $h(t)$, $n(t)$ [30].

Таким образом на сегодняшний день модель Ходжкина - Хаксли является наиболее гибкой и полной с точки зрения описания динамики мембранного потенциала живого нейрона. Но несмотря на это, у данной модели есть один серьезный недостаток, а именно высокая вычислительная сложность в случае численного и аналитического исследования.

Одним из решений для устранения данного недостатка является создание и исследование динамики аппаратных реализаций на основе уравнений математической модели нейрона Ходжкина - Хаксли. Наиболее популярные примеры таких реализаций представлены в [31-38].

Рассмотрим конкретную архитектуру построения таких моделей нейронов на примере [38]. На рисунке 2 представлена функциональная схема аппаратной реализации модели нейрона Ходжкина - Хаксли.

Из функциональной схемы аппаратной реализации видно, что она имеет схожую структуру эквивалентной электрической схеме модели Ходжкина –

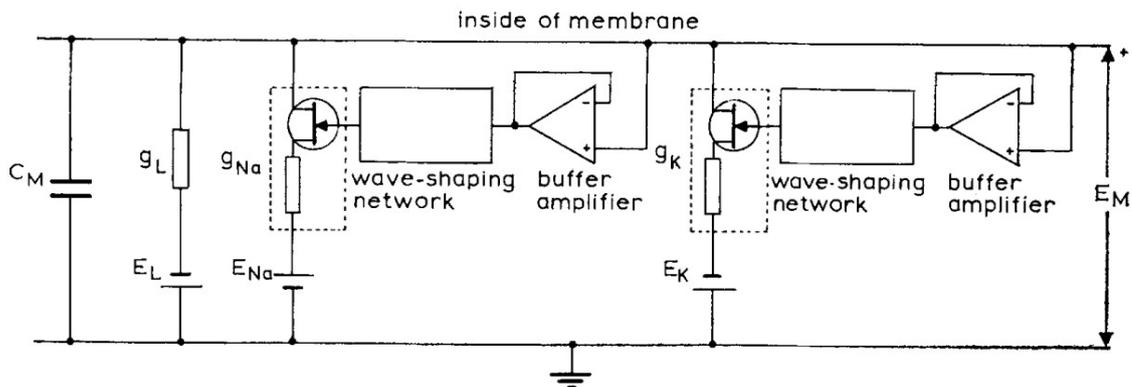


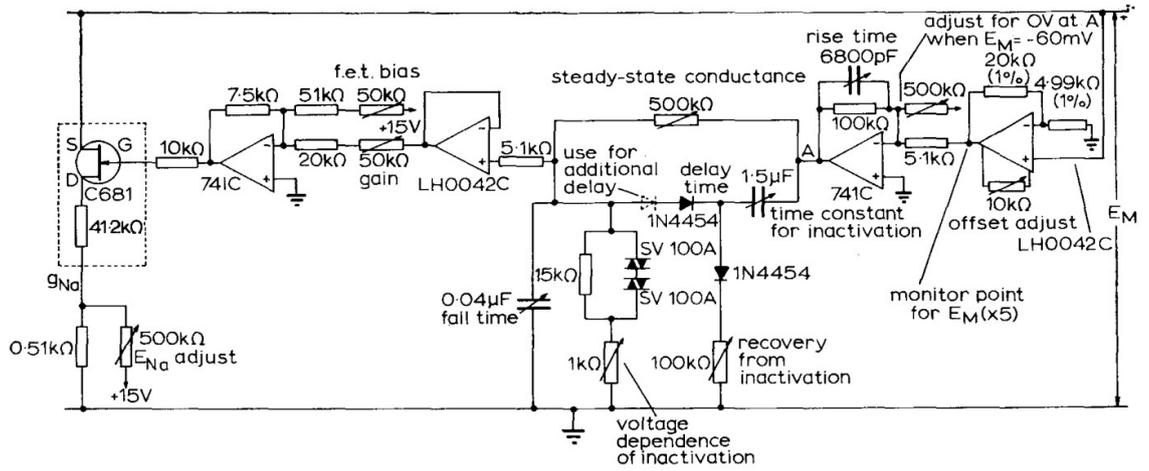
Рис. 2 Функциональная схема аппаратной реализации модели нейрона Ходжкина – Хаксли [38]

Хаксли. В качестве источника малого тока утечки чаще всего используется постоянный резистор, последовательно соединённый с источником напряжения смещения. В качестве управляющих элементов источников тока натриевого и калиевого каналов в данной модели применены цепи переменных резисторов, управляемых напряжением и построенных на основе полевых транзисторов, и резисторов защиты. В качестве источника напряжения управления для полевых транзисторов используются специальные нелинейные блоки, принципиальная схема которых приведена на рис. 3. Нелинейные блоки источников напряжения управления для полевых транзисторов получают сигнал непосредственно с конденсатора C_M , характеризующего емкость мембраны нейрона. Кроме того, для защиты от взаимного влияния цепей управления источников натриевого и калиевого токов, на входах нелинейных блоков источников напряжения управления для полевых транзисторов, применены буферные усилители.

Однако, ввиду высокой сложности и детализации математической модели Ходжкина - Хаксли ее аппаратная реализация содержит большое количество разного рода нелинейных элементов, что в свою очередь влечет за собой: во первых, высокую сложность проектирования и прототипирования таких схем, а во вторых, невозможность точной подгонки и удержания параметров длительное время в следствии температурного и шумового влияния на схему.

Решением описанных выше проблем на сегодняшний день служат так называемые программно-аппаратные реализации. Данное решение представляет из

a



b

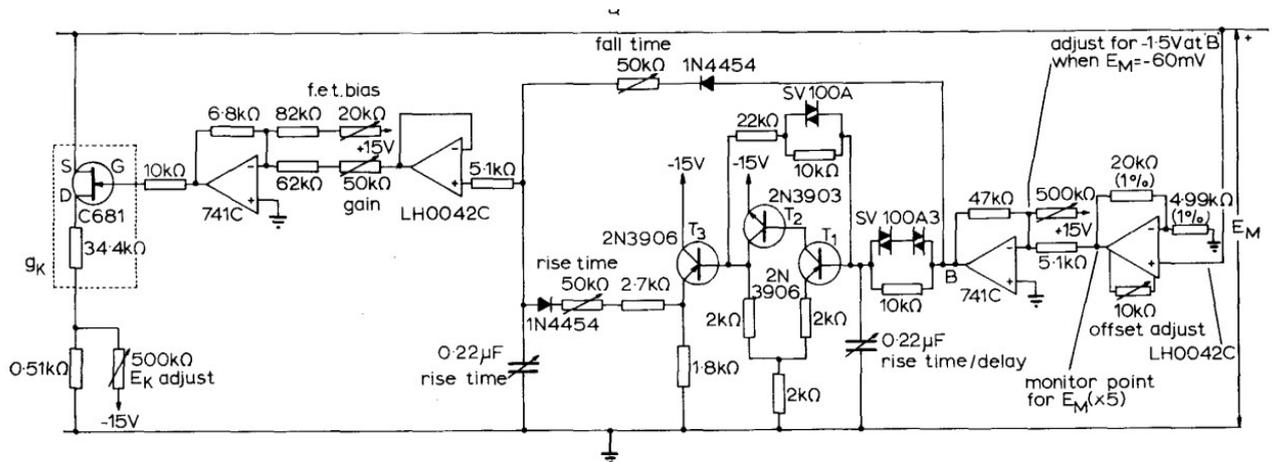


Рис. 3 Электрические принципиальные схемы источников натриевого (а) и калиевого (b) токов аппаратной реализации модели нейрона Ходжкина – Хаксли

[38]

себя нечто среднее между численным моделированием математической модели и ее аппаратной реализацией. Суть данного решения заключается в том, чтобы как можно больше нелинейных элементов системы в программном виде поместить внутрь программируемых логических интегральных схем (ПЛИС), оставив «снаружи» в основном элементы коммутации и точной настройки модели. На сегодняшний день существует достаточно большое количество различных алгоритмов создания программно-аппаратных реализаций нейрона Ходжкина - Хаксли, отличающихся, как типом программируемой матрицы (могут использоваться стандартные матрицы ПЛИС, также это могут быть программируемые аналоговые логические схемы (ПАИС) или гибридные программно-аппаратные комплексы типа VLSI), так и конечным алгоритмом

(количеством и типом ионных каналов, точностью дискретизации и т.д.). Примеры программно-аппаратных реализаций нейрона Ходжкина - Хаксли представлены в [39-42].

Следует отметить, что метод программно-аппаратных реализаций нейрона Ходжкина - Хаксли на основе ПЛИС и ПАИС является относительно новым и первые работы в этом направлении датируются первой пятилеткой XXI века. На момент же создания данной модели нейрона таких инструментов еще не существовало, ровным счетом, как и не существовало достаточно производительных вычислительных машин для численного моделирования. На этом фоне вектор дальнейшего развития исследований, связанных с описанием динамики нейрональных клеток при помощи математических моделей, сместился в сторону максимального их упрощения с сохранением в большинстве моделей лишь возбудимого и регулярного автоколебательного динамических режимов.

Одной из первых редуцированных малоразмерных моделей Ходжкина-Хаксли можно назвать модель нейрона ФитцХью-Нагумо, предложенную сначала Р. ФитцХью в 1961 г., а затем и Дж. Нагумо в 1962 г. [43,44]. Данная модель представляет из себя нелинейный генератор релаксационного типа с кубической нелинейностью.

Модель нейрона ФитцХью-Нагумо построена на основе допущения о том, что различные ионные токи можно разделить по их характерным временным масштабам, иными словами есть быстрые токи, отвечающие за генерацию спайка, и есть медленные, отвечающие за восстановление потенциала покоя мембраны. На основании данного допущения была записана математическая модель, представляющая из себя систему из двух соответствующих дифференциальных уравнений. Общий вид такой системы записывается следующим образом [29]:

$$\begin{cases} \dot{u} = u - \frac{u^3}{3} - v + I_{ext} \\ \dot{v} = \varepsilon(u - a - bv) \end{cases} \quad (2)$$

где параметр u – описывает динамику мембранного потенциала, v – описывает совокупное действие медленных ионных токов, a и b параметры проводимости ионных каналов, а $\varepsilon > 0$ относительная скорость изменения ионных токов.

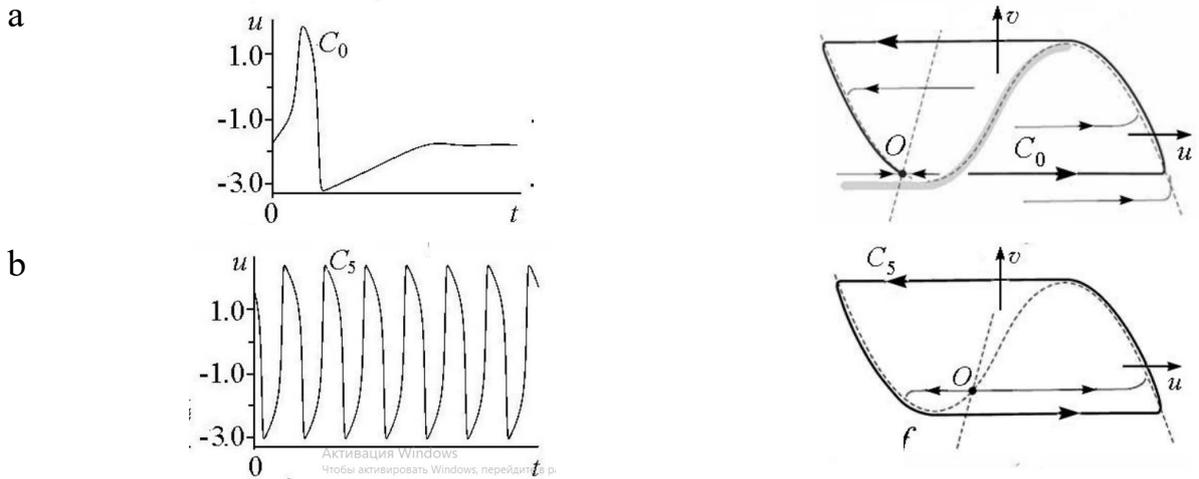


Рис. 4 Пример осциллограмм и фазовых портретов возбудимого (а) и автоколебательного (б) динамических режимов модели ФитцХью-Нагумо [45]

На сегодняшний день динамика данной модели очень хорошо изучена, а ее исследованию посвящено большое количество работ, в рамках которых, к примеру, было продемонстрировано существование, как возбудимого, так и

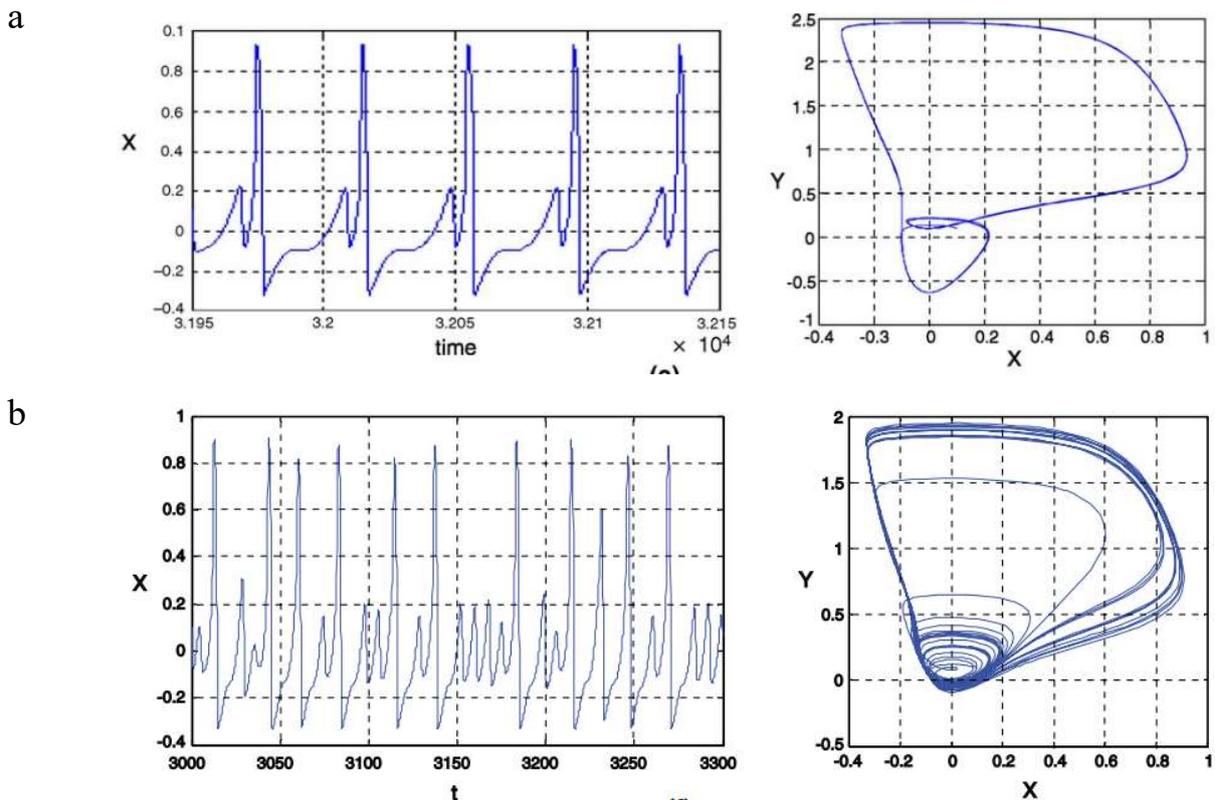


Рис. 5 Пример осциллограмм и фазовых портретов режима синхронизации (а) и режима хаотической генерации (б) модели ФитцХью-Нагумо с внешнем периодическим воздействием [46]

автоколебательного динамических режимов генерации одиночных импульсов [45] (см рисунок 4), кроме того были исследованы процессы синхронизации и возникновения хаоса в результате внешнего импульсного воздействия [46] (см рис. 5), а так же поведение данных моделей в составе нейронных сетей [47,48].

Так же, как и в случае модели Ходжкина-Хаксли модель нейрона ФитцХью-Нагумо тоже имеет свою аппаратную реализацию. Однако за счет того, что в уравнениях ФитцХью-Нагумо присутствует кубическая нелинейность, имеющая свою интерпретацию в радиотехнике в виде так называемой «S»-образной передаточной характеристики, проектирование генератора на основе этих уравнений становится весьма простой задачей.

Наиболее простым способом получения «S»-образной передаточной характеристики является встречно-параллельное включение обычных кремниевых диодов. В таком случае их суммарная вольтамперная характеристика и будет обеспечивать необходимую форму нелинейности. Наиболее простой пример аппаратной реализации модели нейрона ФитцХью-Нагумо со встречно-параллельно включёнными диодами в цепь обратной связи обычного релаксационного RC генератора рассмотрен в [2] и представлен на рисунке 6.

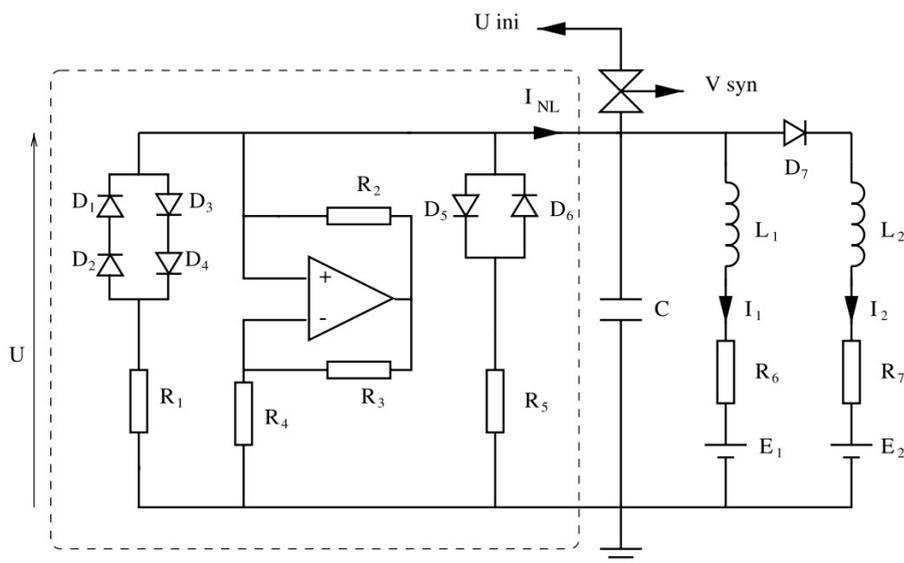


Рис. 6 Пример электрической принципиальной схемы аппаратной реализации модели ФитцХью-Нагумо [2]

Кроме представленного примера конкретной аппаратной реализации генератора ФитцХью-Нагумо существуют еще и многие другие. Наиболее популярные из них представлены в [6, 49-54]. Из этого списка следует выделить две работы: первая посвящена исследованию генератора на основе мемристивного элемента [54], а вторая - исследованию генератора на основе джозефсоновского контакта [6]. Так как и мемристивный элемент и джозефсоновский контакт сами по себе уже имеют необходимую «S»-образную передаточную характеристику, то применение их в составе аппаратной реализации генератора ФитцХью-Нагумо позволяет максимально сократить количество используемых элементов в схеме, что в свою очередь может быть выгодно при исследовании динамики больших массивов таких генераторов, например в составе аппаратной нейронной сети.

Но несмотря на преимущества модели нейрона ФитцХью-Нагумо, связанные с простотой ее численного и аналитического исследования, а также простотой проектирования на ее основе аппаратных реализация, ввиду своей малой размерности данная модель не способна демонстрировать такие сложные динамические режимы, как берстовая или хаотическая активность, что в свою очередь не позволяет ее считать полностью биологически правдоподобной.

Еще одной из широко известных редуцированных малоразмерных моделей Ходжкина-Хаксли является модель Моррис-Лекара. Данная модель нейрона была предложена К. Моррис и Г. Лекаром в 1981 и основывается на интерпретации данных полученных во время экспериментов с мышечным волокном [55]. Изначально данная модель описывалась системой дифференциальных уравнений третьего порядка [56] и учитывала наличие только двух, никогда полностью не инактивирующихся, потенциал-зависимых ионных каналов – кальциевого и калиевого. Но в следствии более детального анализа (проведенного в [55]) режимов, отвечающих осцилляторному поведению потенциала мышечного волокна, было сделано предположение, что проводимости кальциевого и калиевого каналов имеют различные времена релаксации. Это позволило получить редуцированную модель второго порядка при условии, что проводимость

кальциевого канала мгновенно принимает стационарное значение. Данная система в стандартном виде записывается следующим образом [45]:

$$\begin{cases} C \frac{dV}{dt} = I_{ext} - g_l(V - V_l) - g_{Ca} M_\infty(V)(V - V_{Ca}) - g_K n(V - V_K) \\ \frac{dn}{dt} = \frac{n_\infty(V) - n}{\tau_n(V)} \end{cases} \quad (3)$$

где V - переменная, описывающая динамику мембранного потенциала, а переменная n , по аналогии с моделью Ходжкина – Хаксли описывает динамику проводимости калиевого канала. Параметры системы I_{ext} , g_{Ca} , g_l и g_K также аналогичны параметрам модели Ходжкина – Хаксли, а функции $M_\infty(V)$, $n_\infty(V)$ и $\tau_n(V)$ задаются следующим образом:

$$\begin{aligned} M_\infty(V) &= 0.5 \left[1 + \tanh\left(\frac{V - V_1}{V_2}\right) \right], \\ n_\infty(V) &= 0.5 \left[1 + \tanh\left(\frac{V - V_3}{V_4}\right) \right], \\ \tau_n(V) &= \left[\varphi \cosh\left(\frac{V - V_3}{2V_4}\right) \right] \end{aligned} \quad (4)$$

Как и в случае модели ФитцХью-Нагумо, динамика данной модели достаточно хорошо изучена. Описание и анализ динамических режимов модели Морис-Лекара наиболее подробно рассмотрены в работе [57]. Модель Морис-Лекара способна проявлять такие динамические режимы, как: режим возбуждение одиночных импульсов, режим возбуждения периодических колебаний, режимы затухания как одиночных так и периодических колебаний, а так же режим автогенерации периодических колебаний. Примеры осциллограмм некоторых динамических режимов модели Морис-Лекара представлены на рисунке7. Так же следует отметить, что по причине малой размерности модель Морис-Лекара обладает тем же недостатком, что и модель ФитцХью-Нагумо: не позволяет описывать более сложные динамические режимы такие как хаотическая и берстовая активность.

Кроме математической реализации, как и в случае с моделями Ходжкина-

Хаксли и ФитцХью-Нагумо, модель Морис-Лекара так же имеет свои аппаратные реализации. Некоторые примеры таких реализаций представлены в [58-60]. Электрическая принципиальная схема, взятая из одного из этих примеров представлена на рисунке 8.

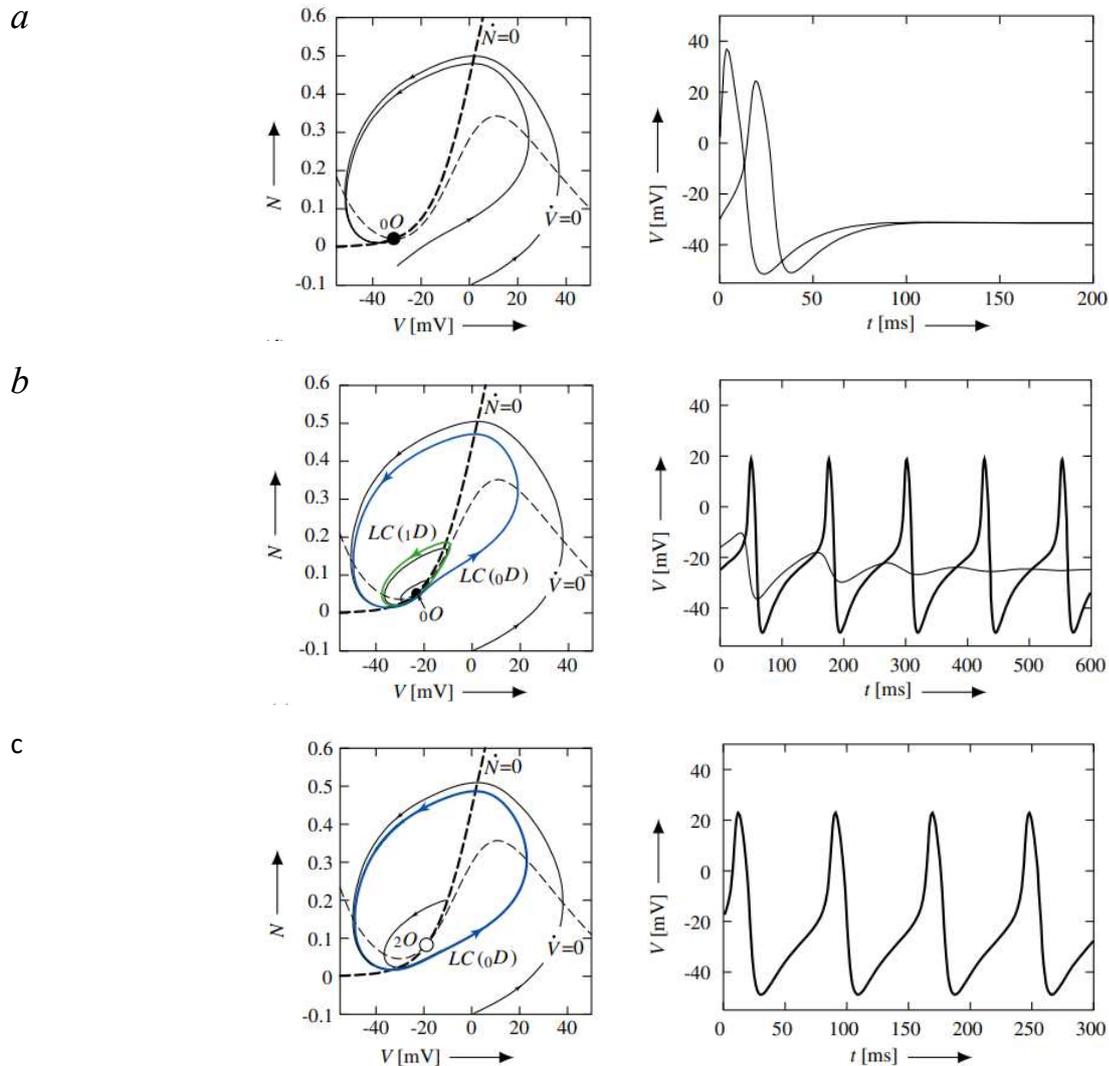


Рис. 7 Примеры фазовых портретов и осциллограмм режима возбуждения одиночного импульса (а), режима возбуждения периодических колебаний (b), автогенерации периодических колебаний (с) [57]

Согласно представленной электрической принципиальной схеме можно сделать вывод, что несмотря на то, что математическая модель Морис-Лекара хоть и имеет такой же порядок, как и модель ФитцХью-Нагумо, однако аппаратная реализация генератора Морис-Лекара является немного более сложной по сравнению с генератором ФитцХью-Нагумо. Это связано непосредственно со

структурой уравнений исходной математической модели, которые ближе к модели Ходжкина-Хаксли нежели к модели ФитцХью-Нагумо, отсюда и структура электрической принципиальной схемы получается по своему устройству ближе к модели Ходжкина-Хаксли.

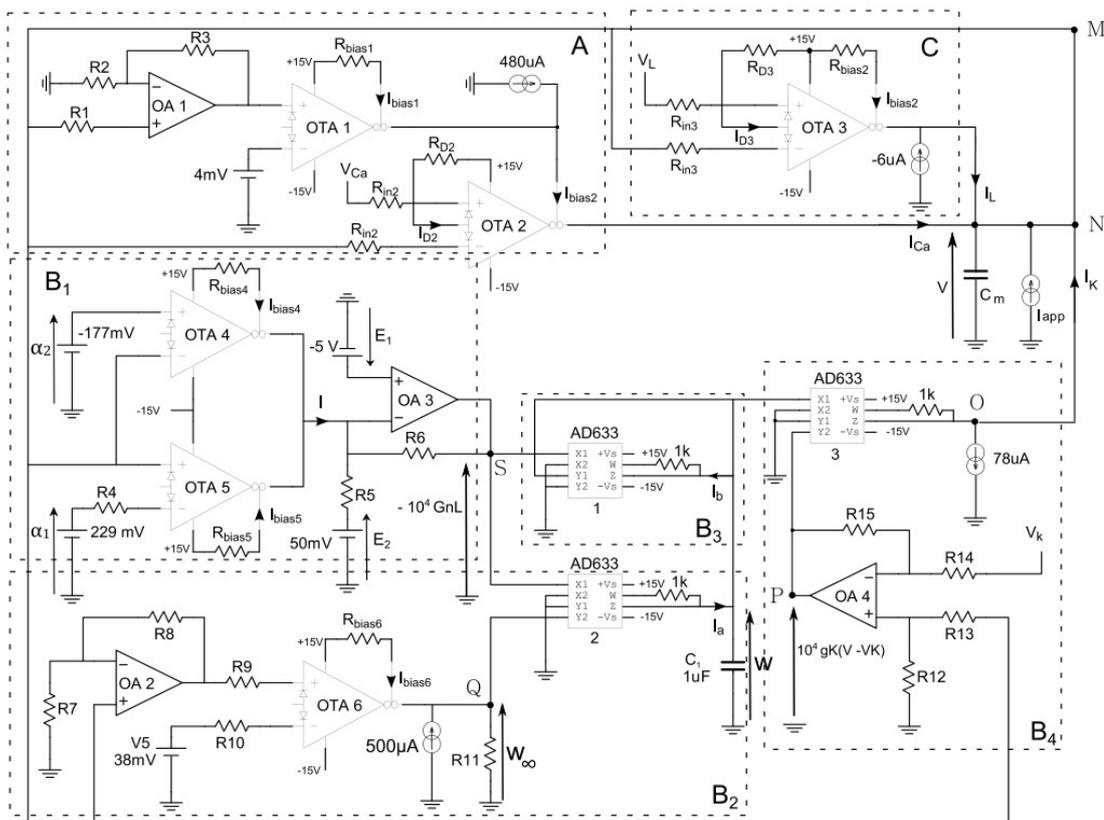


Рис. 8 Пример электрической принципиальной схемы аппаратной реализации модели Морис-Лекара [60]

Ввиду того, что схемы аппаратных реализаций генераторов Морис-Лекара, так же, как и схемы генераторов Ходжкина-Хаксли, содержат в своем составе достаточно большое количество нелинейных элементов, при их проектировании и прототипировании возникают уже описанные ранее сложности, а именно невозможность точной подгонки и удержания параметров длительное время в следствии температурного и шумового на схему. Решением данной проблемы, так же, как и в случае модели Ходжкина-Хаксли, на сегодняшний день служат программно-аппаратные реализации. Некоторые примеры таких реализаций для модели Морис-Лекара представлены в [61-65].

Несмотря на все недостатки на сегодняшний день модель Морис-Лекара является одной из немногих моделей, способных описывать влияние на возбудимость мембраны колебаний калиевой и кальциевой проводимостей, таким образом данная модель и по сей день является весьма актуальной.

Еще одной из широко известных динамических моделей нейронов является модель, предложенная в 1984 г. Дж. Хиндмаршем и Р. Роузем [66]. Основная особенность данной модели заключается в том, что она является первой из редуцированных моделей Ходжкина-Хаксли способной воспроизводить такую форму нейронной активности, как генерация берстов.

Бёрсты представляют собой форму нейрональной активности, при которой группы двух или более спайков, идущих подряд друг за другом, разделены периодами отсутствия активности. Физиологическая теория генерации берстов, на основе которой и создана модель Хиндмарша–Роуза, была разработана только в начале 80-х годов 20-го века на основе экспериментальных записей нейронной активности моллюсков, ракообразных, а также позвоночных, такими учеными как Гола, Плант, Ким, Горман и др. Суть данной теории заключается в том, что на генерацию берстов в нейронах в большей мере влияет активность кальциевых ионных каналов [66].

Математическая модель нейрона Хиндмарша–Роуза в классическом виде представляет из себя систему из трех дифференциальных уравнений описывающих динамику мембранного потенциала вследствие совокупного действия быстрых и медленных токов (натрия, калия и кальция). Данная система дифференциальных уравнений записывается следующим образом [45]:

$$\begin{cases} \frac{dx}{dt} = y - ax^3 + bx^2 + I_{ext} - z \\ \frac{dy}{dt} = c - dx^3 - y \\ \frac{dz}{dt} = r(s(x - x_1) - z) \end{cases} \quad (5)$$

где x - описывает динамику мембранного потенциала нейрона, y и z - характеризуют быстрые и медленные ионные токи, r - параметр определяет отношение характерных временных масштабов ионных токов, I_{ext} - внешний ток,

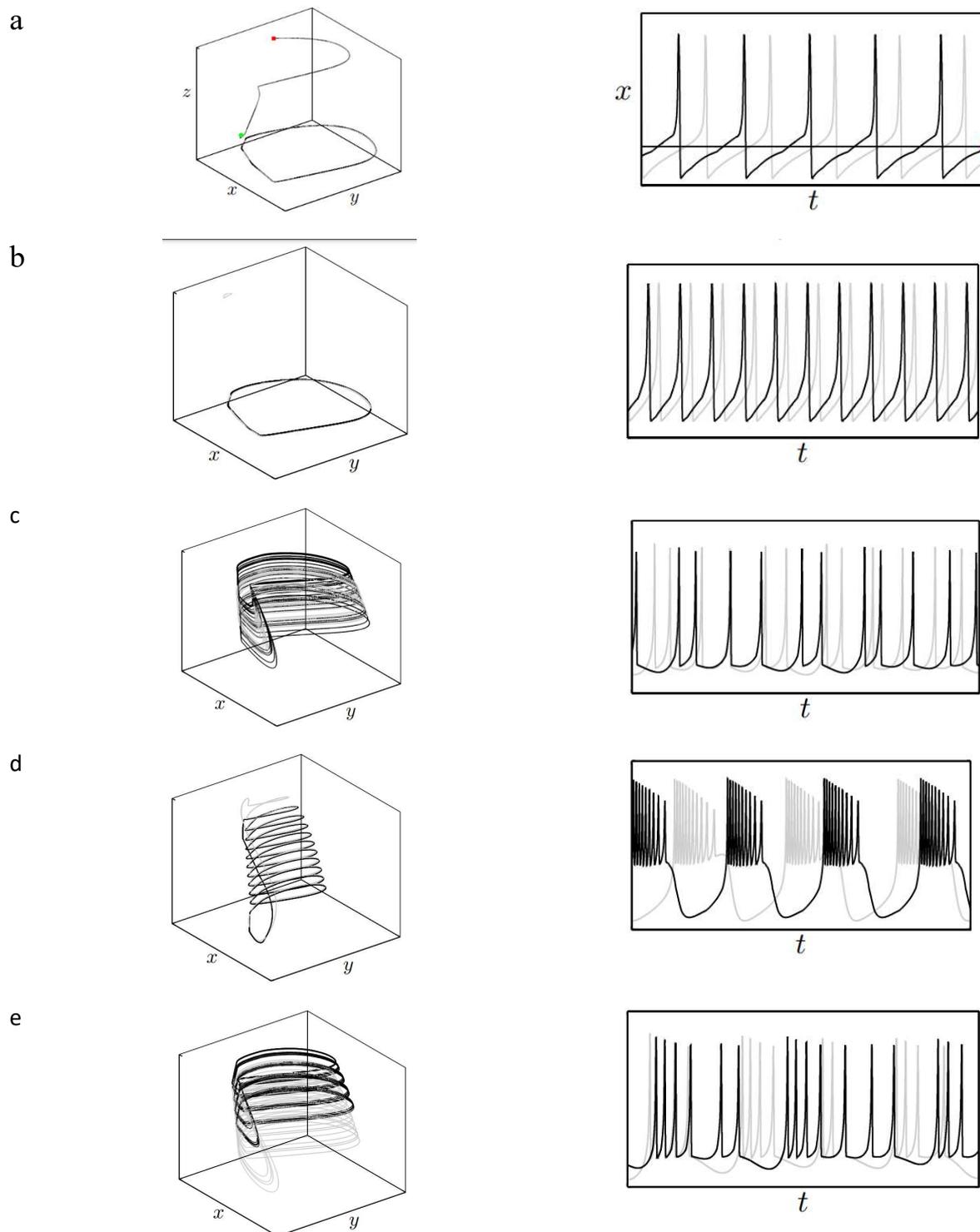


Рис. 9 Примеры фазовых портретов и осциллограмм режима возбуждения одиночного импульса (а), режима автогенерации периодических колебаний (b), режима хаотической генерации периодических колебаний(с), режима автогенерации берстов (d) и режима хаотической генерации берстов (е) [67]

а остальные параметры характеризуют нелинейность проводимости ионных каналов. Также следует отметить, структура двух последних уравнений системы

(5) похожа на модель ФитцХью-Нагумо, отсюда модель Хиндмарша–Роуза часто еще называют обобщенной моделью нейрона ФитцХью-Нагумо.

Полная анализ динамики модели Хиндмарша–Роуза представлен в работе [42]. Данная модель в зависимости от конкретного значения управляющих параметров способна демонстрировать широкий спектр динамических режимов. К числу этих режимов относятся регулярная и хаотическая генерация спайков или бёрстов, а также различные возбудимые режимы. Примеры фазовых портретов и осциллограмм некоторых осцилляторных режимов, реализуемых данной математической моделью, представлены на рисунке 9.

Кроме математической реализации модель Хиндмарша–Роуза, как и в случае с ранее описанными редуцированными моделями нейронов, имеет достаточно большой набор аппаратных [68-74] и программно-аппаратных [75-78] реализаций.

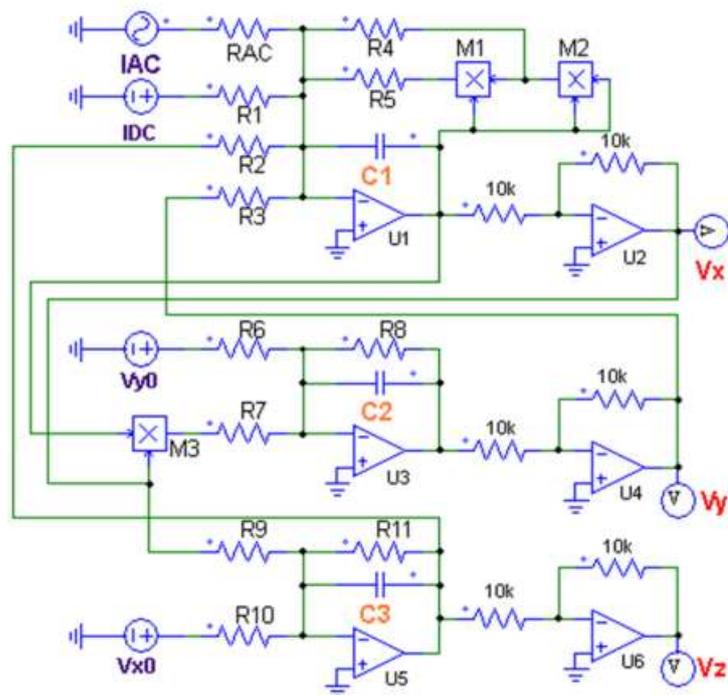


Рис. 10 Пример электрической принципиальной схемы аппаратной реализации модели Хиндмарша–Роуза [74]

Одним из наиболее простых примеров аппаратной реализации модели нейрона модель Хиндмарша–Роуза является электрическая принципиальная схема, рассмотренная в [74] и представленная на рисунке 10.

Из анализа данной электрической принципиальной схемы можно сделать вывод, что она имеет достаточно простую топологию, включающую в себя три основных функциональных блока, соответствующие 3-м уравнениям исходной математической модели. В качестве нелинейных элементов в блоках использованы пропорционально пороговые интеграторы со смещением и разными коэффициентами интегрирования. Все три функциональных блока схемы включены в кольцевую петлю обратной связи посредством применения микросхем перемножителей и пропорциональных сумматоров.

Таким образом, модель нейрона Хиндмарша–Роуза имеет ряд серьезных преимуществ по сравнению с описанными ранее моделями нейронов: данная модель способна реализовывать большое разнообразие динамических режимов, позволяя считать ее одной из наиболее биологически правдоподобных моделей нейронов, а также имеет несложную схемотехническую реализацию и является относительно простой в случае численного и аналитического исследования.

Ранее в рамках данного обзора были рассмотрены математические и аппаратные реализации моделей нейронов непрерывных во времени, однако кроме данного класса моделей существуют модели со сбросом и модели нейронов с дискретным временем. Модели нейронов с дискретным временем по сравнению с классическими моделями (в форме дифференциальных уравнений) обладают одним весьма серьезным преимуществом: для описания простых колебательных режимов в системах дифференциальных уравнений требуется, как минимум, два измерения, в случае более сложных берстовых и хаотических режимов требуется уже минимум – три, в системах же с дискретным временем и тот, и другой тип динамики можно описать в некоторых случаях в рамках одномерного, но чаще в рамках двумерного отображения. Данное преимущество становится наиболее выгодно при моделировании сложных режимов активности крупномасштабных нейронных цепей [45].

На сегодняшний день существует достаточно большое количество различных динамических моделей нейронов с дискретным временем различающиеся размерностью, а также спецификой и количеством воспроизводи-

мых генеративных режимов [79-87].

Наибольшую популярность среди подобных моделей получила модель, предложенная в 2000 г. Е.М. Ижикевичем, и впоследствии получившая название модель нейрона Ижикевича [79]. Данная модель является двумерной и описывается следующими дифференциальными уравнениями со сбросом [88]:

$$\begin{aligned} \dot{v} &= 0.04v^2 + 5v + 140 - u - I_{sin} \\ \dot{u} &= a(bv - u) \end{aligned} \quad (6)$$

$$\text{где } v(t) = 30mV, \text{ при } \begin{cases} v \leftarrow c \\ u \leftarrow u + d \end{cases}$$

В данной модели переменная v описывает динамику потенциала действия, а переменная u описывает его восстановление. Параметр I_{sin} соответствует внешнему синаптическому току, параметры a и b являются масштабирующими коэффициентами переменной u и описывают скорость ее восстановления и чувствительность соответственно, параметры c и d являются параметрами сброса переменных v и u соответственно. Также, следует отметить, что выражение $0.04v^2 + 5v + 140$ получено путем масштабирования модели под экспериментально наблюдаемые значения, чтобы единицы v соответствовали мВ, а единицы времени — мс.

Из анализа математической модели Ижикевича видно, что она имеет две изоклины: первая соответствует случаю $\dot{v} = 0$,

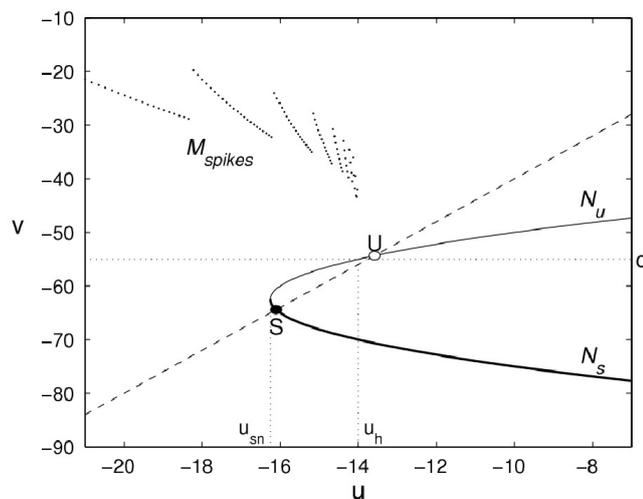


Рис. 11 Фазовая плоскость модели Ижикевича [81]

и имеет вид: $u = 0.04v^2 + 5v + 140 - I_{sin}$, образуя в фазовой плоскости (v, u) параболическую изоклину; вторая изоклина соответствует случаю $\dot{u} = 0$ и имеет вид $u = bv$. Следует отметить, одна из ветвей параболической изоклины является устойчивой относительно быстрых движений, другая – неустойчивой. Кроме того, за счет изменения параметра внешнего тока I_{sin} осуществляется перемещение данной изоклины вправо или влево относительно фазовой плоскости (v, u) , а за счет изменения параметра b осуществляется изменение наклона секущей. Пример фазовой плоскости модели Ижекевича представлен на рисунке 11 [81].

За счет изменения параметров b , c и I_{sin} модель нейрона Ижекевича позволяет реализовывать большое количество разнообразных автоколебательных и возбудимых динамических режимов, в том числе режимы берстовой и хаотической активности. Примеры осциллограмм некоторых динамических режимов данной модели приставлены на рисунке 12 [89-91].

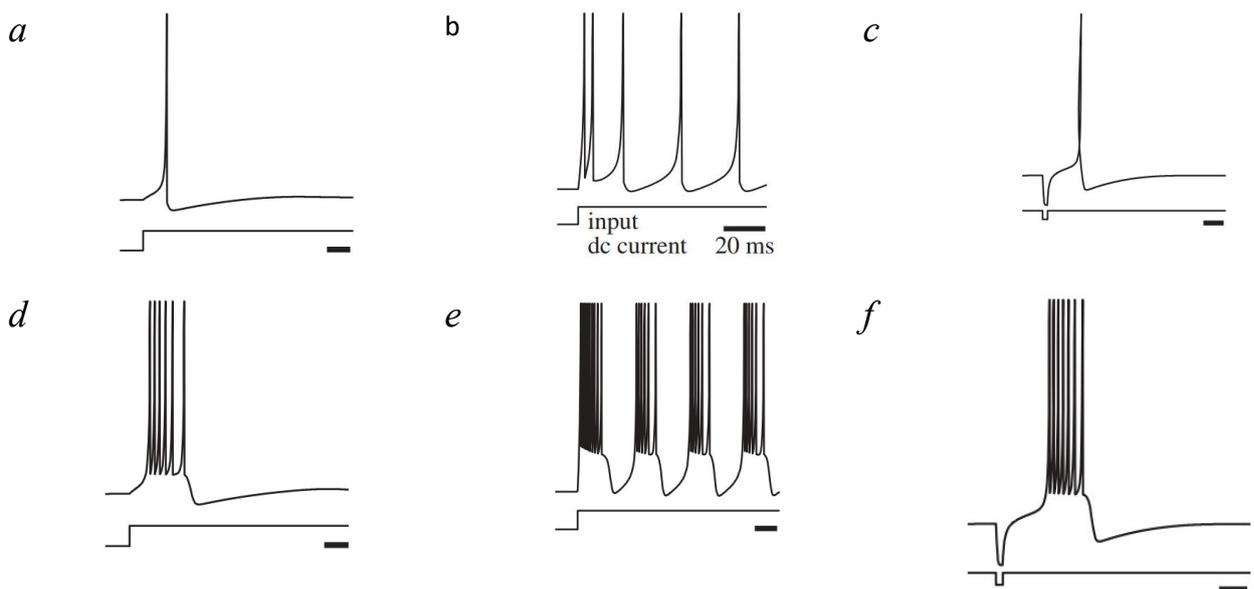


Рис. 12 Примеры осциллограмм режима возбуждения одиночного импульса (а), режима периодических колебаний (b), режима возбуждения одиночного импульса тормозным импульсным воздействием (с) , режима возбуждения одиночного берста (d), режима автогенерации берстов (е) и режима возбуждения одиночного берстатормозным импульсным воздействием (f) [89-

91]

Несмотря на простоту математической модели Ижикевича чисто аппаратных реализаций данной модели на сегодняшний день весьма мало, это связано с тем, что данная модель специально разрабатывалась для работы в дискретном пространстве времени, а значит наиболее простым способом аппаратной ее реализации является программно-аппаратная на базе ПЛИС или ПАИС. На сегодняшний день существует достаточно большое количество таких реализаций модели Ижикевича, различающихся не различной сложностью конечных алгоритмов, а конкретной архитектурой использованных логических схем [92-98]. На рисунке 13 представлен пример конкретной программно-аппаратной реализации в виде связанных логических блоков для отладочной платы Virtex-6 на базе ПЛИС XC6VLX760, разработанная при помощи среды разработки System Generator Toolkit фирмы Xilinx [92].

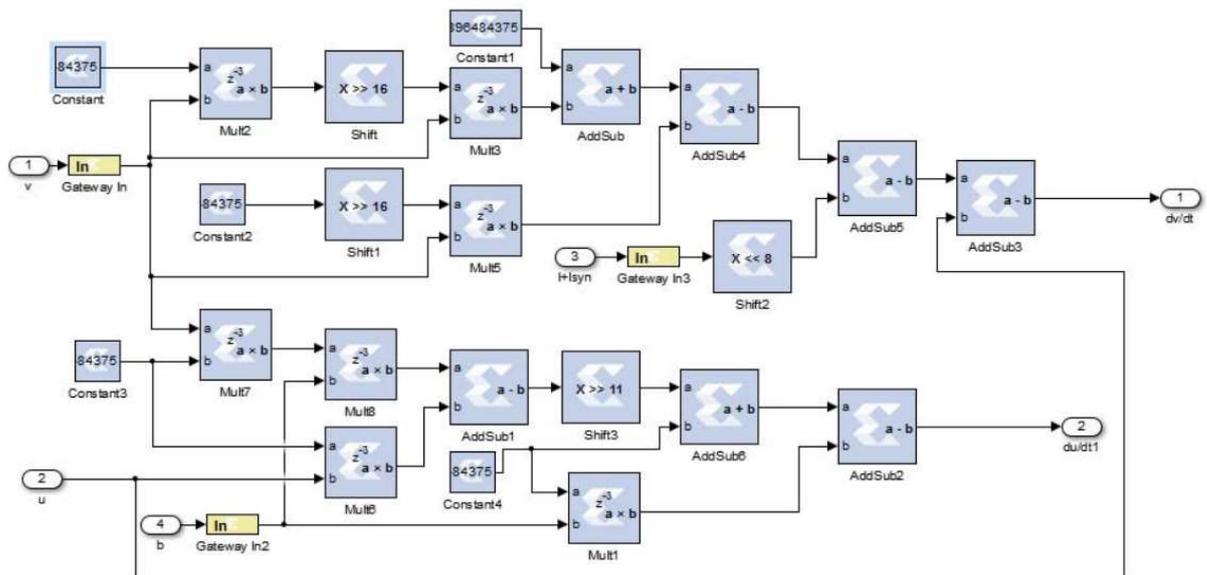


Рис. 13 Пример графического кода реализации алгоритма модели нейрона ижикевича для отладочной платы Virtex-6 [92]

Таким образом модель нейрона Ижикевича получила большую популярность среди исследователей из-за чрезвычайно низкой вычислительной сложности, простоты создания программно-аппаратных реализаций, а также большого количества динамических режимов, максимально приближенных к динамике мембранного потенциала живого нейрона. Кроме того, немалую роль в

развитии исследований с использованием модели Ижикевича сыграло то, что для данной модели существуют достаточно хорошо развитые пакеты численного моделирования и симуляции динамики для таких широко используемых сред программирования как «Matlab», «Qt Creator», NEST и других.

Модель нейроподобного генератора на основе системы фазовой автоподстройки частоты

Системы фазовой автоподстройки частоты (ФАПЧ, ФАП) повсеместно применяются в различных областях радиотехники уже более 60 лет [99], что обеспечило большое разнообразие систем данного типа [100, 101]. Данные системы уже стали классической радиофизической системой и применяются в составе большого количества разнообразных радиоэлектронных и вычислительных устройств как в виде встроенных блоков микросхем современных микроконтроллеров, ПЛИС, ПАИС, разного рода селекторов радиосигнала и т.п., так и в виде отдельных микросхем, например, семейства IC 4046. Кроме того различные системы фазовой автоподстройки частоты способны демонстрировать большое разнообразие динамических режимов, в том числе хаотических [102-105].

Классическая система ФАПЧ состоит из следующих функциональных блоков: опорного генератора (ОГ), фазового дискриминатора (ФД), фильтра нижних частот (ФНЧ) и генератора, управляемого напряжением (ГУН) и делителей частоты (m и n). Функциональная схема такой системы представлена на рисунке 14.

Классическая система ФАПЧ работает следующим образом: на два входа фазового детектора параллельно поступают сигнал с выхода опорного

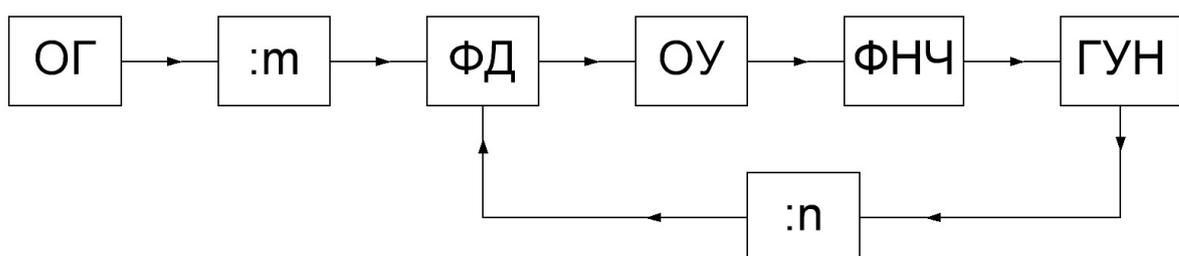


Рис. 14 Функциональная схема системы ФАПЧ с делителями частоты и операционным усилителем

генератора (являющийся источником внешнего сигнала) и сигнал с выхода генератора, управляемого напряжением; далее фазовый дискриминатор формирует сигнал мгновенной фазовой расстройки между входными сигналами; сигнал с выхода фазового детектор поступает на вход фильтра нижних частот, где происходит выделение низкочастотной составляющей (усреднение по времени); с выхода фильтра сигнал поступает на управляющий вход ГУНа в результате чего происходит перестройка его частоты; весь цикл непрерывно повторяется, до тех пор, пока между генераторами не установится некоторый постоянный фазовый сдвиг с совпадением частот, что и будет соответствовать режиму синхронизации.

Основное уравнение, описывающее динамику системы ФАП, записывается следующим образом [105]:

$$\frac{p\varphi}{\Omega^*} + K(p)F(\varphi) = \gamma, \quad (7)$$

$$\varphi = \frac{\varphi_{\text{ГУН}}}{n} - \frac{\varphi_{\text{ог}}}{m}, \quad \Omega^* = \frac{\Omega}{n}, \quad \gamma = \frac{1}{\Omega^*} \left(\frac{\omega_{\text{ГУН}}}{n} - \frac{\omega_{\text{ог}}}{m} \right)$$

где $p = d/dt$ – оператор дифференцирования, $K(p)$ – передаточная характеристика фильтра в операторном виде, $F(\varphi)$ – функция передаточной характеристики фазового детектора, $\varphi_{\text{ГУН}}$ – текущее значение фазы ГУНа, $\varphi_{\text{ог}}$ – текущее значение фазы опорного генератора, φ – текущее значение разности фаз ГУНа и опорного генератора с учетом делителей, Ω – максимальная расстройка по частоте которую может компенсировать петля управления, γ – начальная частотная расстройка, $\omega_{\text{ГУН}}$ и $\omega_{\text{ог}}$ – начальные значения частот ГУНа и опорного генератора.

Теперь рассмотрим систему, в которой вместо фильтра нижних частот использован полосовыделяющий фильтр (ПВФ). Функциональная схема такой системы представлена на рисунке 15.

В отличие от классической системы ФАПЧ в такой системе отсутствует постоянная (по току) составляющая сигнала в петле управления, в следствии чего данная система не имеет устойчивого состояния равновесия, иными словами во всем пространстве параметров данной системы реализуется режим биений.

Рассмотрим более подробно различные режимы биений, когда в фазовом

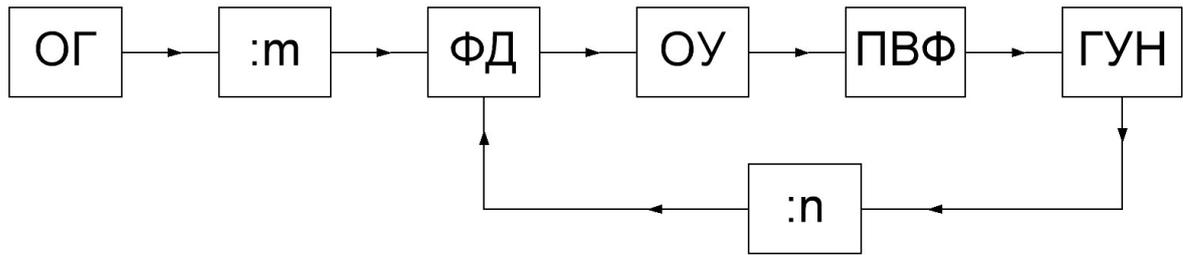


Рис. 15 Функциональная схема системы ФАПЧ с полосовыделяющим фильтром

пространстве модели могут существовать сложные, в том числе и хаотические аттракторы. Для получения таких режимов используют включение фильтра высоких и нижних частот. Коэффициент передачи такого фильтра будет иметь вид: где T_1 и T_2 – постоянные времени фильтров верхних и нижних частот соответственно. При подстановке данного коэффициента в общее уравнение

$$K(p) = \frac{1}{1 + T_2 p} * \frac{T_1 p}{1 + T_1 p} = \frac{T_1 p}{1 + (T_1 + T_2)p + T_1 T_2 p^2} \quad (8)$$

системы ФАПЧ (7) получим:

$$\begin{cases} \frac{d\varphi}{d\tau} = y \\ \frac{dy}{d\tau} = z \\ \varepsilon_1 \varepsilon_2 \frac{dz}{d\tau} = \gamma - (\varepsilon_1 + \varepsilon_2)z - (1 + \varepsilon_1 \cos\varphi)y \end{cases} \quad (9)$$

где $\tau = \Omega t$ – безразмерное время, $\varepsilon_1 = T_1 \Omega$ и $\varepsilon_2 = T_2 \Omega$ – параметры инерционности фильтров.

Детальный анализ динамики системы был проведен в [18]. В результате данного анализа было показано, что в системе ФАПЧ с полосовыделяющим фильтром при $\gamma \neq 0$ отсутствуют состояния равновесия, но есть предельный цикл, который при изменении параметров системы – γ , ε_1 , ε_2 , может менять период, кратность и превращаться в хаотический аттрактор. Кроме того, осциллограммы, получаемые при построении временных разверток данных предельных циклов, качественно повторяют динамику колебательных режимов мембранного потенциала живого нейрона. Фазовые портреты, а также осциллограммы основных

динамических режимов данной системы фазовой автоподстройки частоты представлены на рисунке 16:

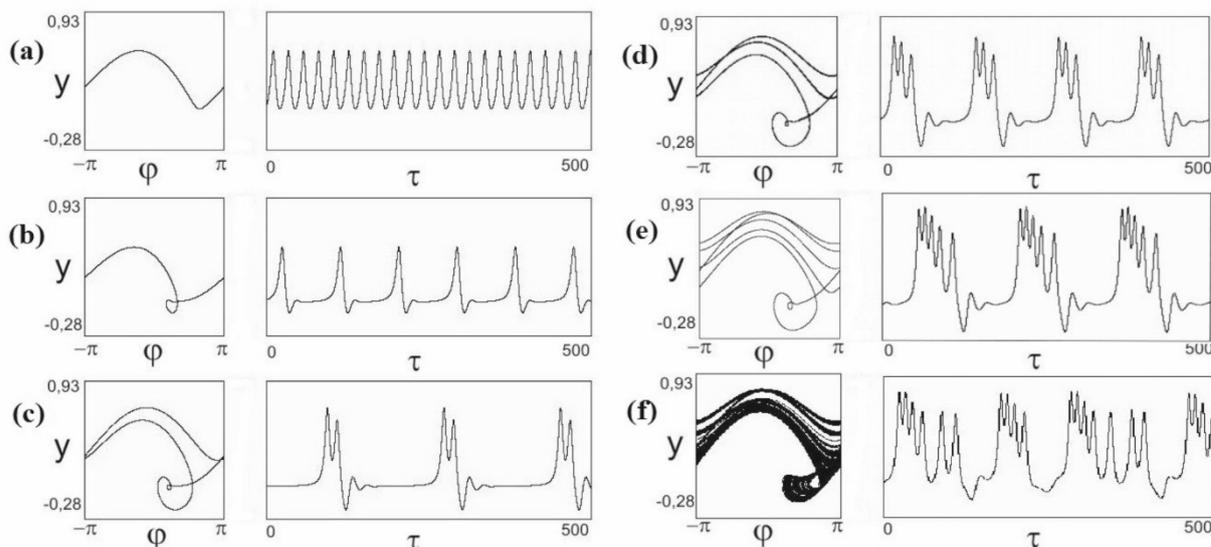


Рис. 16 Проекция аттракторов и осциллограммы режимов генерации системы ФАПЧ с полосовыделяющим фильтром [18]

На рисунке 17 показаны разбиения сечений (ε_1, γ) и $(\varepsilon_1, \varepsilon_2)$ пространства параметров системы на области с различным поведением [18]. В области 1 реализуется периодический режим (рис. 16 (a)), и пачечный режим с одним импульсом (рис. 16 (b)), области 2 соответствует пачечный режим с двумя импульсами в пачке (рис. 16 (c)), области 3 – режим (рис. 16 (d)), и так далее. На заштрихованной области рис.17 реализуется режим хаотических колебаний, в котором количество импульсов в пачке является непостоянным и случайным (рис. 16 (f)). При изменении параметров системы внутри какой-то одной области тип режима не меняется, меняются только характеристики колебаний (межимпульсные интервалы, амплитуда, и т.д.).

Таким образом, при рассмотрении системы ФАПЧ с полосовыделяющим фильтром в качестве нейроноподобного генератора можно выделять, как ряд преимуществ, так и ряд недостатков. К преимуществам данной модели нейрона можно отнести то, что данная модель при относительно невысокой вычислительной сложности имеет достаточно большой набор разнообразных

осцилляторных режимов по динамике схожих с динамикой мембранного потенциала живого нейрона.

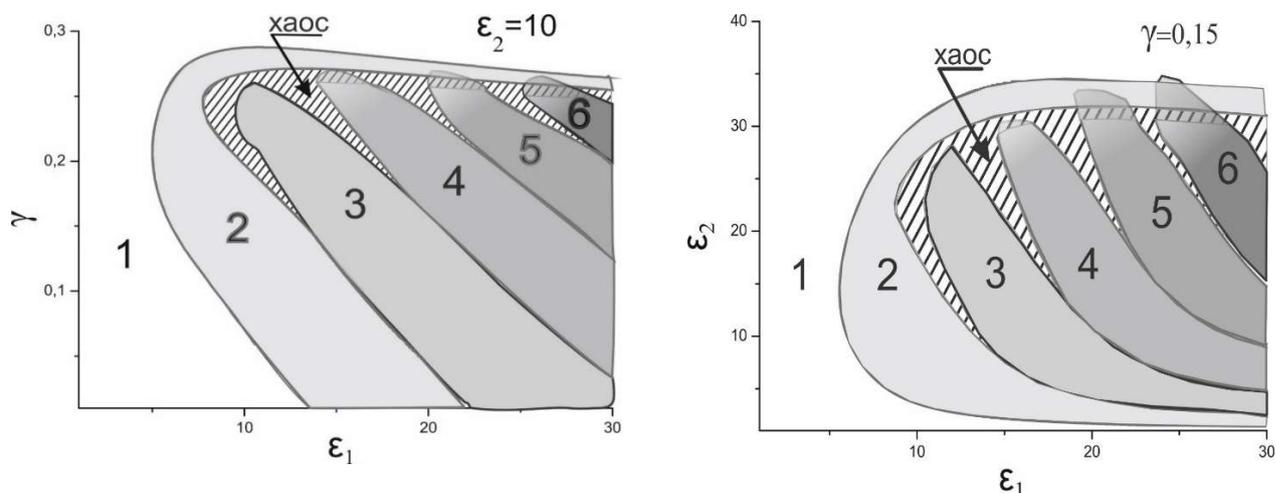


Рис. 17 Структуры сечений пространства параметров системы ФАПЧ с полосовыделяющим фильтром [18]

Также данная модель способна воспроизводить возбудимые режимы генерации в случае $\gamma = 0$. Кроме того, она в перспективе может иметь достаточно простую аппаратную реализацию, в виду высокой развитости элементной базы. К недостаткам же данной модели нейрона можно отнести очень узкую зону границы возбудимости в виде всего одной точки $\gamma = 0$, что в свою очередь не позволяет использовать данный режим в случае аппаратной реализации, кроме того инверсия амплитуды сигнала в случае $\gamma < 0$, что в свою очередь не соответствует динамике живого нейрона, отсутствие режима торможения (подавления) колебаний при внешнем воздействии.

Синаптическая связь

Как уже упоминалось ранее, взаимодействие нейронов друг с другом осуществляется при помощи так называемых синаптических контактов [106]. Такие контакты обладают достаточно сложной морфологией, поэтому для описания динамики работы используют, как правило, только два основных их свойства. Первое заключается в том, что синаптические контакты передают сигнал только в одном направлении, от аксона одного нейрона к дендриту другого, так же следует отметить, что к дендриту принимающего нейрона могут быть присоединены аксоны нескольких передающих нейронов, а сами по себе аксоны в реальных системах могут достигать длины нескольких метров, тем самым

организуя чрезвычайно сложную пространственную с структуру обеспечивающую разнообразный характер межнейронных взаимодействий [107]. Второе же свойство синаптического контакта заключается в реализации механизма так называемой «синаптической пластичности». Синаптическая пластичность - это способность изменения силы связи нейронов (весового коэффициента связи в случае математической модели и сопротивления контакта в случае аппаратной) в ответ на их активность [108]. На сегодняшний день считается, что именно механизм синаптической пластичности лежит в основе высших когнитивных функций мозга. Синаптическая пластичность по характерным временным масштабам разделяется на долговременную и кратковременную.

Механизм долговременной синаптической пластичности был впервые предложен и объяснен в 1949 Дональдом Хэббом. Суть данного механизма заключается в том, что если аксон одного нейрона располагается на расстоянии достаточном для активации другого нейрона, то между ними образуется синаптический контакт, при чем если активность первого нейрона постоянно участвует в активности второго, то сила связи этих нейронов постепенно увеличивается [109]. Так же следует отметить, что характерные времена изменения проводимости в случае долговременной пластичности во много раз больше времени меж импульсных интервалов и тем более во много раз больше времени самих импульсов (спайков), генерируемых нейронами. Наиболее интересным частным случаем кратковременной пластичности является, так называемая, пластичность, зависящая от времён следования импульсов «spike timing dependent plasticity» или STDP [110,111]. Суть механизма STDP заключается в том, что если спайк от первого нейрона приходит ко второму нейрону непосредственно перед его активацией, то связь усиливается, а если спайк от первого нейрона приходит ко второму нейрону после его активации, то связь ослабляется. Исследованию механизма STDP на сегодняшний день посвящено достаточно большое количество, как экспериментальных, так модельных работ [112-119].

Механизм кратковременной синаптической пластичности также, как и долговременной нацелен на изменение проводимости синаптического контакта, но

обладает куда меньшими характерными временами (20-500 мс), уже сравнимыми с периодом следования импульсов. Кроме того, в случае кратковременной пластичности сила связи может как увеличиваться (фасилитация), так и ослабевать (депрессия).

На основе вышеописанных свойств синаптического контакта на сегодняшний день создано огромное количество математических и аппаратных моделей синапсов, в том числе учитывающих одновременно механизмы кратковременной и долговременной синаптической пластичности [88, 120-124]. Особый интерес среди подобных работ представляют работы о возможности применения в качестве синаптического контакта мемристивного элемента.

Мемристивный элемента в качестве синаптического контакта

Одним из наиболее перспективных направлений в области построения адаптивных нейронных сетей и систем на их основе является применение в качестве элементов синаптической связи тонкопленочных мемристивных устройств. Мемристоры или «резисторы памяти» представляют из себя нелинейный пассивный электронный компонент способный под действием проходящего через него тока изменять свое сопротивление и сохранять значение этого сопротивления в случае отключения тока.

Впервые «резисторы памяти» были предложены Леоном Чуа в 1971 году [125]. Как элемент электрической цепи физическая модель мемристора – мемристивное устройство представляет собой нано структуру, например, «металл-оксид-металл», способную менять сопротивление в зависимости от величины поступающего на вход электрического сигнала. Первая физическая модель мемристора – мемристивное устройство – была представлена исследователями лаборатории Hewlett-Packard (HP) [126]. В случае неорганического твердотельного мемристивного устройства изменение сопротивления происходит за счет обратимой перестройки атомной структуры в нанометровой области пленки диэлектрика, расположенной между двумя проводящими электродами. При отключении питания заданное резистивное состояние хранится длительное время, что позволяет использовать такие структуры при создании устройств

энергонезависимой резистивной памяти (RRAM – Resistive Random Access Memory) и логических устройств [27,127]. Мемристивные наноструктуры конденсаторного типа «металл-оксид-металл» (так называемые металлоксидные наноструктуры) формируются на стандартной кремниевой пластине, совместимы с КМОП (комплементарная логика на транзисторах металл-оксид-полупроводник)-технологией создания современных аналоговых и цифровых электронных микросхем, а локальность процессов, отвечающих за резистивное переключение, обеспечивает высокую степень миниатюризации (единицы нанометров), быстродействие (десятки наносекунд) и низкое энергопотребление (доли пикоджоулей). Таким образом, способность мемристивной структуры изменять проводимость под действием импульсных сигналов делает ее почти идеальным электронным аналогом синапса [128].

Основной подход к созданию нейроморфных систем на основе мемристивных устройств заключается в их использовании для реализации правил обучения на основе синаптической пластичности (возможности адаптивного изменения силы связи между нейронами в зависимости от их активности).

В работе [129] исследуется топология мемристоров «кросс-бар» 3×3 на основе оксида титана для формирования энергонезависимой памяти и распознавания простого нейроморфного рисунка.

В статье [130] представлен теоретический анализ реализации сложно составного синапса с помощью мемристоров с бинарными мемристивными состояниями. В составном синапсе параллельно применяют множественные бистабильные мемристоры, обеспечивая широкий диапазон синаптической эффективности. Проведено исследование синаптической пластичности в составном синапсе путем интегрирования образования стохастических проводящих путей в абстрактную модель стохастического переключения. Используя разработанную абстрактную модель (определенное количество параллельно соединенных мемристоров), показан эффект STDP со стабилизирующей весовой зависимостью в составных синапсах. На следующем

этапе изучена модель обучения с составными синапсами в сетях активных нейронов.

В исследовании [131] сообщается, что в структурах Ag/SiGe/p-Si можно сформировать настраиваемые дислокационные каналы для проводящих ионных мостиков, отличающиеся высокой пространственной и временной однородностью электрических процессов. Специальные каналы [132] для ионного транспорта в твердотельном слое электролита SiGe позволяют значительно уменьшить пространственные и временные изменения электрических характеристик в резистивных коммутационных нейроморфных запоминающих устройствах.

Стоит отметить тенденцию к конструированию синаптических соединений в мемристивных устройствах [133] для массовых параллельных и энергоэффективных вычислений, где наноразмерные мемристоры считаются идеальными строительными блоками, служащими компактными аналоговыми синапсами для аппаратных нейронных сетей.

Представляют интерес исследования по разработке и реализации технических (онлайн-обучение в нейроморфных вычислительных системах) [134] и медицинских приложений мемристивных синапсов. В статье [135] мемристор сравнивают с болевым рецептором и предлагают использовать при протезировании в спинном мозге. Для использования мемристивных устройств в синаптических «ядрах» нейроморфных процессоров необходимы большие массивы мемристивных устройств [136,137], для повышения стабильности и воспроизводимости мемристивных характеристик в некоторых работах предлагают использовать графен [138,139]. В статье [140] разработан диффузный мемристор, основанный на серебряных наночастицах в диэлектрической пленке. Такой мемристор может быть использован для создания искусственного нейрона со стохастической интегральной динамикой утечки и настраиваемым временем интегрирования, которое определяется только миграцией серебра и дополнительно подключаемой емкостью.

Совсем недавно была продемонстрирована возможность интеграции мемристивных нейронов с мемристивными синапсами для создания полностью

мемристивных искусственных нейронных сетей [141]. В полученных интегрированных сетях экспериментально демонстрируются обучение без учителя (обновление синаптических весов) и классификация образов.

В работе [142] отмечают, что новые концепции устройств в энергонезависимых гибких тканях памяти и мозговых (нейроморфных) вычислениях помогут существенно выиграть при проектировании 2D-мемристивных материалов. В работе [143] показан двухслойный мемристорный перцептрон, выполненный с помощью кросс-бара 20×20 на единой плате со смешанными аналоговыми и цифровыми схемами.

Но несмотря на большое количество публикаций в области нейроморфных технологий с использованием мемристивных устройств ведутся крайне активно, большинство из рассмотренных работ остаются оторванными от биологической правдоподобности и от существующих признанных прототипов искусственных нейронов, концентрируясь в основном на задачах программирования состояния мемристивных связей (на основе итерационных алгоритмов или формальных правил) и усовершенствовании традиционных искусственных нейронных сетей перцептронного типа. В то же время, практически не затронутой остается биологическая и медицинская составляющая нейроморфных технологий.

Глава 1. Разработка и исследование динамики электронной модели нейроподобного генератора на основе системы ФАП с полосовым фильтром

1.1 Разработка электронной модели нейроподобного генератора

На основе ранее описанной математической модели нейроподобного генератора на основе системы фазовой автоподстройки частоты в рамках данной работы разработана аппаратная модель такой системы. Электрическая принципиальная схема данной модели представлена на рисунке 18

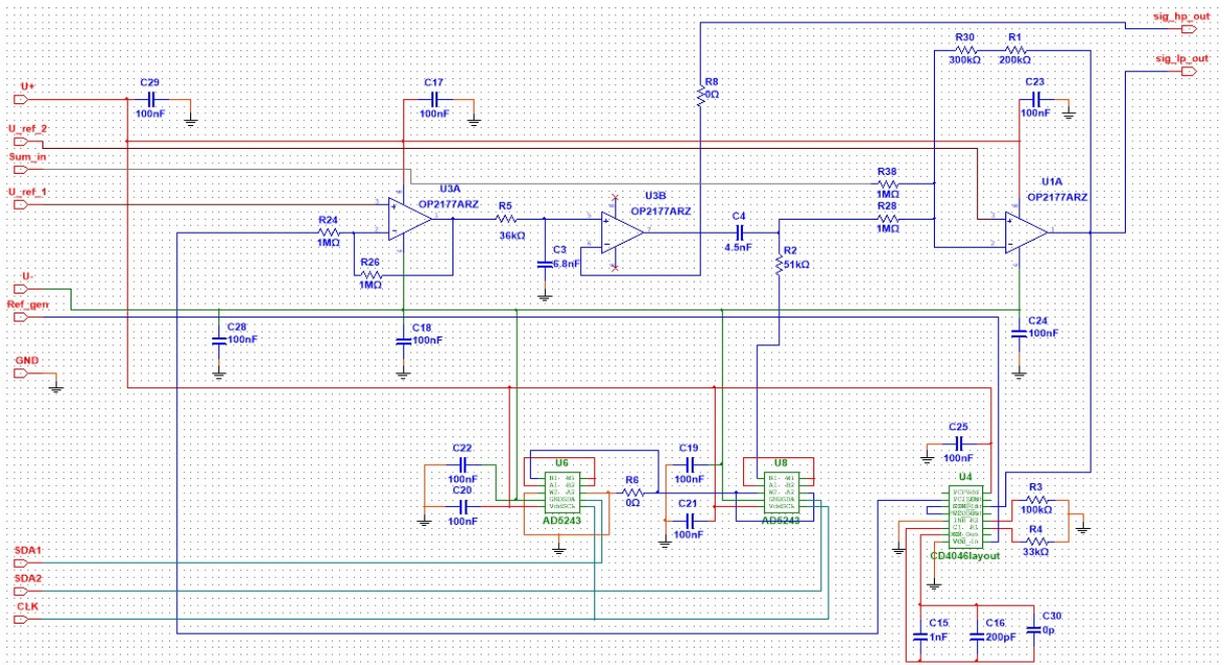


Рис. 18 Электрическая принципиальная схема модель нейроподобного генератора на основе системы ФАПЧ с полосовым фильтром

Основным функциональным блоком электрической схемы, представленной на рисунке 18, является стандартная и широко применяемая микросхема модуля фазовой автоподстройки частоты CD4046. Функциональная схема данной микросхемы представлена на рисунке 19.

Данная микросхема включает в себя 2 фазовых дискриминатора и генератор, управляемый напряжением. В рамках данной работы в схеме устройства используется только дискриминатор первого типа, построенный по логической схеме «ИСКЛЮЧАЮЩЕЕ ИЛИ». Данный логический элемент имеет два входа,

каждый из которых способен принимать входное напряжение высокого и низкого логического уровня, соответствующее логическим «1» и «0».

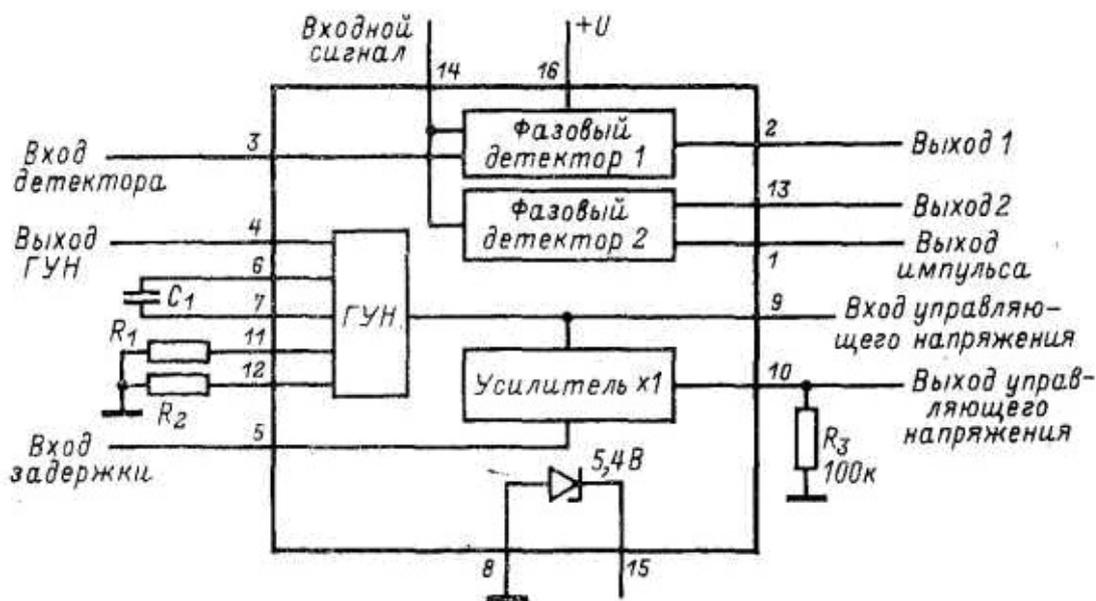


Рис 19 Функциональная схема интегральной микросхемы CD4046

«ИСКЛЮЧАЮЩЕЕ ИЛИ» выполняет операцию булевой алгебры, описанную следующим уравнением:

$$\bar{a} * b + \bar{b} * a = c \quad (10)$$

где, a и b – прямые входные логические значения, а \bar{a} и \bar{b} – инверсивные значения входов, формируемые непосредственно внутри логического элемента, иными словами, например если $a = 1$, то $\bar{a} = 0$ и наоборот если $a = 0$, то $\bar{a} = 1$. Таким образом, данный логический элемент выполняет сумму по модулю 2 от входных значений.

Генератор, управляемый напряжением (ГУН), в данной микросхеме имеет линейную зависимость с положительным наклоном значения выходной частоты от управляющего напряжения. Кроме того, модуль ГУНа в микросхеме CD4046, позволяет настраивать верхнюю и нижнюю границы диапазона частот, путем подбора номиналов резисторов R1 и R2, а также конденсатора C1, представленных на рисунке 19.

Другим немаловажным элементом электрической схемы системы ФАП является полосовой фильтр. Данный фильтр построен на основе двух

последовательно включенных цепей фильтрации: фильтра нижних частот, построенного на элементах R5 и C3 электрической принципиальной схемы (см рис 18), а так же, фильтра верхних частот построенного на элементах C4, R2, U6 и U8 электрической принципиальной схемы (см рис 18), причем микросхемы U6 и U8 являются цифровыми потенциометрами, за счет которых осуществляется перестройка параметра ε_1 системы (9). Так же для обеспечения необходимой передаточной характеристики цепи управления системы ФАП, цепи фильтров верхних и нижних частот включены через буферный усилитель, построенный по схеме неинвертирующего повторителя на основе микросхемы операционного усилителя U3B.

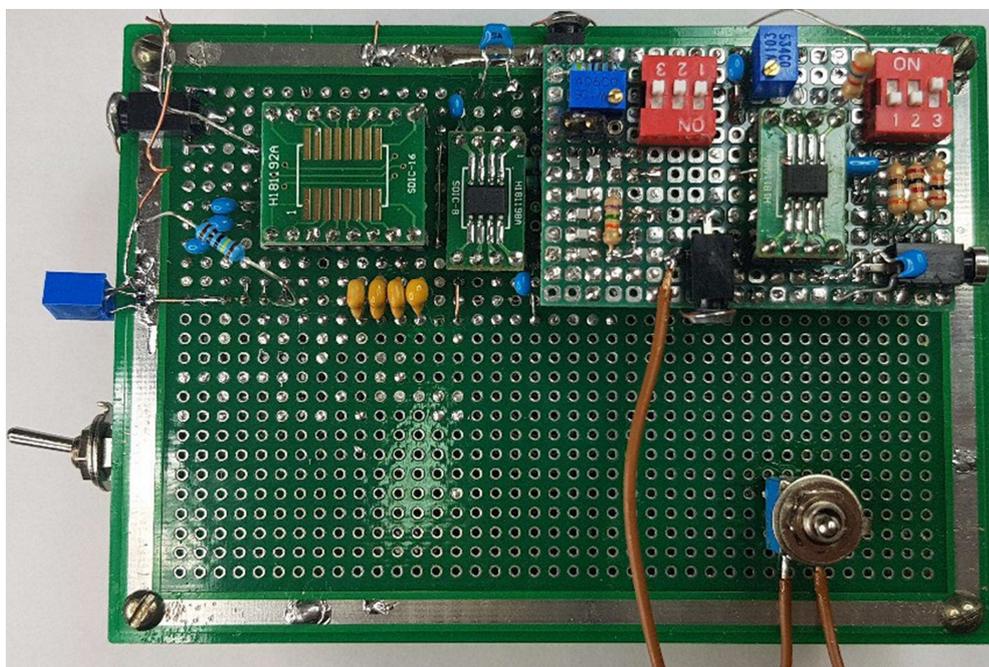


Рис 20 Внешний вид аппаратной модели нейроподобного генератора на основе системы ФАП с полосовым фильтром

Для обеспечения возможности внешнего воздействия на электронную модель нейроподобного генератора в схеме, представленной на рисунке 18, применен равноценный инвертирующий сумматор, один из входов которого подключен к выходу полосового фильтра, а выход подключен ко входу генератора, управляемого напряжением. Данный сумматор построен на основе операционного усилителя U1A, включенного по схеме инвертора с двумя входами, и, резисторов R28, R38, R30 и R1. Также сумматор имеет вход опорного источника питания для

настройки выходного смещения, что в свою очередь позволяет более точно настроить центральную частоту ГУНа. Для нивелирования действия инверсии в сумматоре в схеме устройства применен инвертирующий повторитель, построенный на элементах U3A, R24 и R26 электрической принципиальной схемы рис 18. Вход инвертирующего повторителя подключен к выходу фазового детектора первого типа, а выход подключен ко входу полосового фильтра.

В рамках решения задачи по разработке электронной модели нейроподобного генератора изготовлен полнофункциональный макет, согласно электрической принципиальной схеме, представленной на рис 18. Внешний вид данного макета представлен на рисунке 20.

1.2 Исследование режимов генерации электронной модели нейроподобного генератора

В рамках реализации задачи исследования динамики аппаратной модели нейроподобного генератора были получены осциллограммы режимов генерации известные из теоретического исследования математической модели [18]. Данные осциллограммы режимов представлены на рисунке 1.4

Из осциллограмм, представленных на рисунке 21 видно, что они качественно похожи на результаты математического моделирования, представленного в [18]. Так же следует отметить, что данные осциллограммы были получены путем вариации значений элементов R5, C3, C4, R2 электрической принципиальной схемы, представленной на рисунке 18, а также путем вариации значений диапазона частот опорного генератора при фиксированной центральной частоте генератора, управляемого напряжением.

При вариации параметров обнаружена зависимость ширины генерируемых импульсов от собственных частот системы, в результате чего было принято решение подобрать диапазон частот опорного генератора и центральную частоту генератора, управляемого напряжением, таким образом, чтобы длительность импульса при генерации в одиночном режиме составляла примерно 1 мс. В результате диапазон частот опорного генератора составил 9380- 28140 Гц, а центральная частота ГУНа составила: 14456Гц. Такая ширина импульса обусловле-

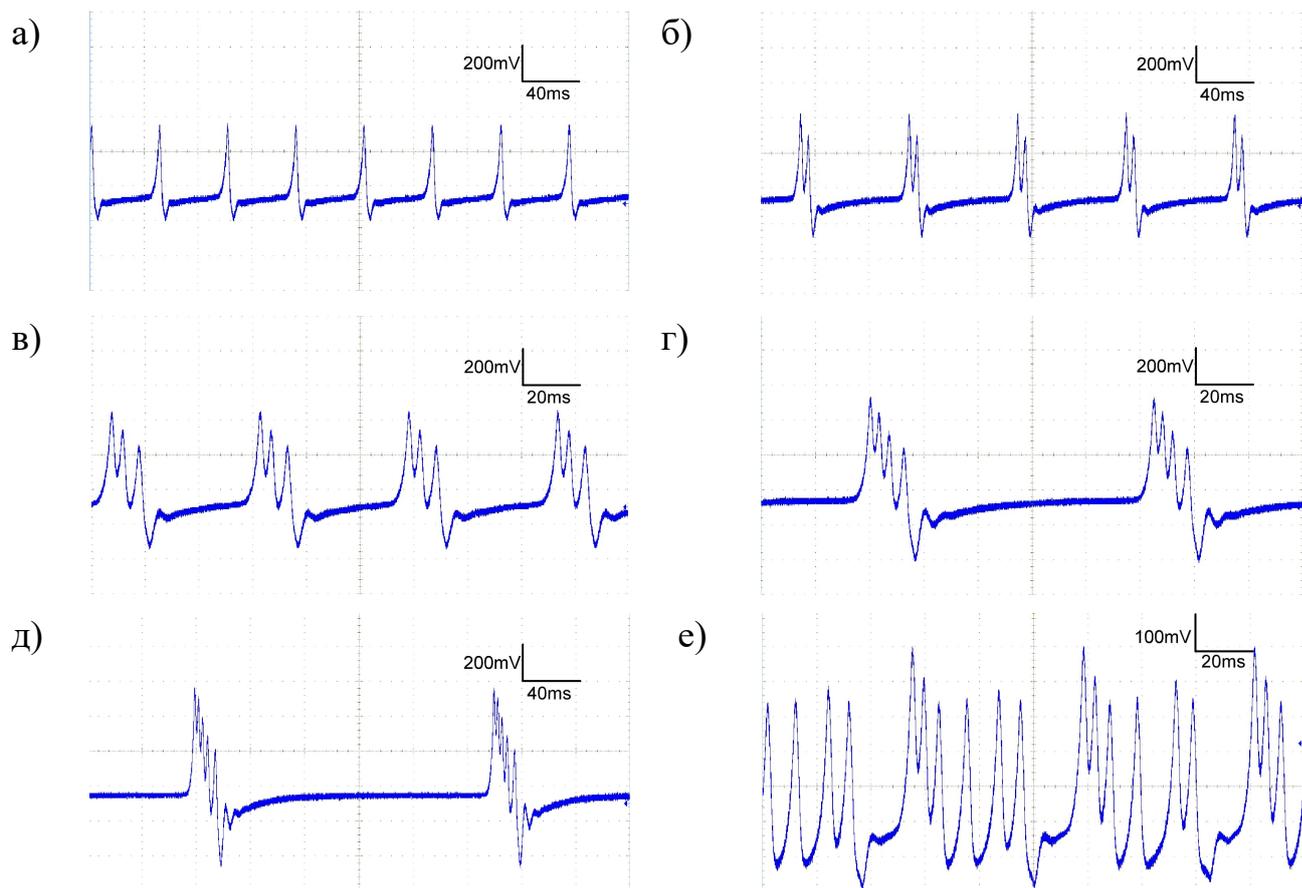


Рис. 21 Осциллограммы режимов генерации электронной модели нейроноподобного генератора на основе системы ФАП с полосовым фильтром. (а- режим периодической генерации одиночных импульсов, б-д режим генерации пачечных импульсов с 2-я -5-ю импульсами в пачке, е- хаотический режим генерации)

на примерной ширине импульса потенциала действия живых нейронов. После подбора частот работы системы, были определены оптимальные значения емкостей конденсаторов $C3$ и $C4$, которые оказались равны 6,8 и 4,5 нФ соответственно. Критерий оптимальности емкостей в данном случае обусловлен, во-первых частотным диапазоном модели, а во-вторых значениями сопротивлений резисторов $R5$ и $R2$, таких, при которых бы не наблюдалось превышения максимального выходного тока операционных усилителей, а также удавалось бы получить максимальное разнообразие режимов генерации.

Так же в рамках данного этапа реализации задачи исследования динамики электронной модели нейроноподобного генератора были получено разбиения

пространства параметров модели на области существования различных колебательных режимов. Так как в предыдущем этапе работ были определены значения емкостей конденсаторов полосового фильтра, а также центральная частота генератора, управляемого напряжением, то для построения разбиения использовалась вариация значений сопротивления резисторов, а также значения частоты опорного генератора. Графики полученных разбиений представлены на рисунке 22.

Данные графики построены с применением метода сеток, а также приведены к безразмерным параметрам исходной математической модели, описанной в [18]. Следует отметить, что данные графики хорошо соотносятся с результатами проведенного ранее исследования математической модели. Кроме того, необходимо обратить внимание, что параметры ε_2 , для первого графика и γ , для второго графика, выбраны таким образом, чтобы наблюдалось максимальное разнообразие режимов генерации. Еще одно немаловажное заключение, которое возникает при анализе данных графиков заключается в том, что динамика системы при варьировании параметра ε_2 схожа с динамикой системы при варьировании параметра ε_1 в следствии чего, в дальнейшем для упрощения управления системой, было принято решение зафиксировать параметр ε_2 на значении равном 10, что соответствует номиналу 36 кОм резистора R5 электрической принципиальной схемы, представленной на рисунке 18.

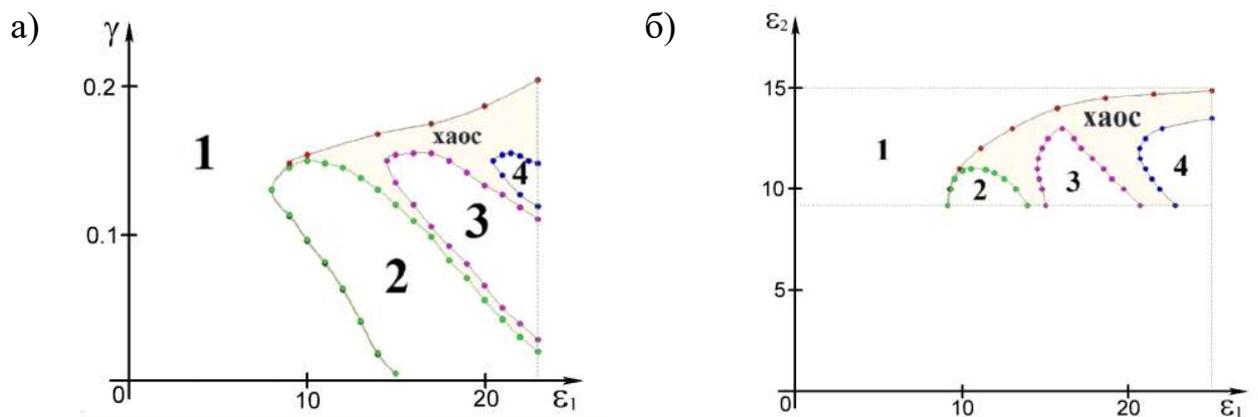


Рис. 22. Области существования режимов автоколебаний электронной модели нейроноподобного генератора при фиксированном параметре ε_2 (а); при фиксированном параметре γ (б)

1.3 Исследование динамики электронной модели нейроподобного генератора ФАП с полосовым фильтром под внешним воздействием

Еще одной задачей, решаемой в рамках данной работы, является исследование возбудимости аппаратной реализации системы фазовой автоподстройки частоты с полосовым фильтром в ответ на внешнее периодическое воздействие.

Под возбудимой динамической системой понимается система, имеющая устойчивое состояние равновесия и периодическую «псевдоорбиту» большой амплитуды, проходящую в окрестности состояния равновесия [79]. Периодическая «псевдоорбита» представляет собой траекторию большой амплитуды, которая начинается и заканчивается в окрестности состояния равновесия. Термин «псевдо» при этом подчеркивает, что начало и конец траектории не обязательно совпадают. Бифуркационные механизмы, отвечающие за переход из состояния покоя в колебательный режим и обратно, определяют характеристики наблюдаемых колебаний [29,144].

С точки зрения нелинейной динамики, нейрон представляет собой нелинейную возбудимую динамическую систему, способную в зависимости от параметров внешнего воздействия демонстрировать различные динамические режимы. В качестве внешнего возбуждения в нейронной сети мозга обычно рассматриваются сенсорные сигналы, которые позволяют адаптировать нейрональную активность под текущие внешние условия. Такие процессы лежат в основе многих функций мозга, таких как ассоциативная память, обучение, восприятие, контроль движений и т.д. То, каким образом нейрон отвечает на внешнее воздействие, во многом определяет его вычислительные особенности.

На сегодняшний день проведено достаточно большое количество экспериментальных исследований возбудимости биологических нейронов в ответ на внешнее воздействие. Как пример таких исследований можно рассмотреть экспериментальное исследование возбудимости гигантского аксона кальмара в ответ на периодическую импульсную токовую стимуляцию, описанное в работах [145, 146].

Кроме экспериментального исследования биологических нейронов, анализ отклика на импульсное воздействие проводилось и для различных математических моделей нейрона, таких как модель Бонхоффера-ван дер Поля [147,148], модель ФитцХью-Нагумо [149,150], модель Ижикевича [151] и модель со сложно-пороговым возбуждением [152-153].

Для описания динамики аппаратной реализации нейроноподобного генератора на основе системы ФАП с полосовым фильтром, обратимся к статье [154], где приведены результаты исследования динамики математической модели такого нейроноподобного генератора.

В работе [154] было показано, что математическая модель нейроноподобного генератора на основе системы ФАП с полосовым фильтром в случае $\gamma = 0$ имеет множество негрубых состояний равновесия, которые в случае попадания в диапазон $-\pi + \arccos \frac{1}{\varepsilon_1} < \varphi < \pi - \arccos \frac{1}{\varepsilon_1}$ имеют устойчивое двумерное многообразие, а в случае попадания в $\pi - \arccos \frac{1}{\varepsilon_1} < \varphi < \pi + \arccos \frac{1}{\varepsilon_1}$ – двумерное седловое многообразие. Таким образом в случае отсутствия внешнего воздействия математическая модель генератора, по завершении переходных процессов, приходит в одно из негрубых состояний равновесия устойчивого интервала.

В рамках математического моделирования модели нейроноподобного генератора в [154] были получены проекции фазовых траекторий, соответствующих переходным процессам системы (9) из различных начальных условий. Данные фазовые траектории, а также осциллограммы $y(\tau)$, соответствующие им представлены на рисунке 23.

На рис. 23(а), траектории, начинающиеся на интервале $\pi - \arccos 1/\varepsilon_1 < \varphi < \pi + \arccos 1/\varepsilon_1$ ($y_0 = 0.01, z_0 = 0$), покидают данный интервал вдоль сепаратрис негрубых седловых состояний, асимптотически приближаясь к негрубым состояниям из устойчивого диапазона φ . Траектории с начальными условиями $\varphi = 0, z_0 = 0, y_0 = 0.15 + 0.125 N$, где ($N = 0: 4$), изображенные пунктирными кривыми, приближаются к оси φ . При этом, если траектория прибли-

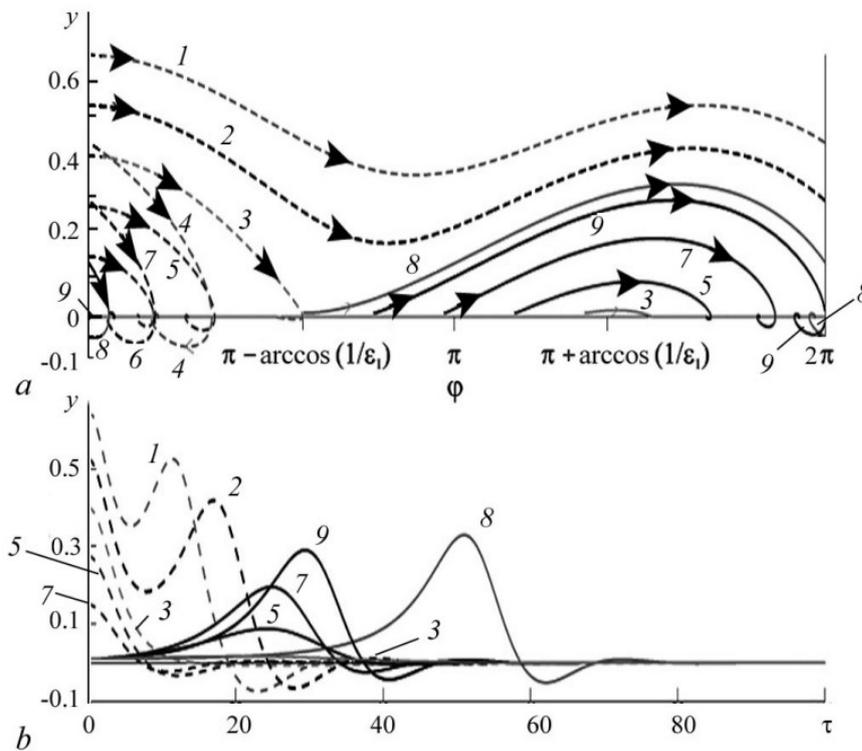


Рис. 23 (а) – проекции фазовых траекторий переходных процессов системы (1) из различных начальных условий на плоскость $(\varphi \bmod 2\pi, y)$; (б) – осциллограммы $y(\tau)$, соответствующие приведенным фазовым траекториям [154]

жается к оси φ на интервале $\pi - \arccos 1/\varepsilon_1 < \varphi < \pi + \arccos 1/\varepsilon_1$, то она продолжает движение до попадания на устойчивый диапазон, порождая колебание по переменной y .

Если же оказать воздействие на генератор, то согласно статье [154] траектория покинет состояние равновесия из устойчивого диапазона. Такое воздействие можно осуществить путём изменения параметров ε_1 или ε_2 , либо изменением γ на значение отличное от нуля, в результате вариации этих параметров состояние равновесия исчезнет. Рассмотрим этот способ воздействия, представив внешнее воздействие в виде временной зависимости параметра γ :

$$\gamma(\tau) = \begin{cases} A_{st}, & \text{если } \tau_0 \leq \tau < \tau_0 + \omega \\ 0, & \text{в остальное время} \end{cases} \quad (11)$$

где A_{st} - амплитуда стимулирующего импульса, τ - момент подачи импульса, ω - длительность импульса. То есть для исходной математической модели $\gamma(\tau)$ всюду

равна нулю, кроме промежутка времени $\tau_0 \leq \tau < \tau_0 + \omega$, где $\gamma = A_{st}$, что соответствует подаче одиночного прямоугольного импульса на невозбужденный генератор.

Теперь определим какими должны быть значения амплитуды и длительности стимулирующего импульса для получения нужного отклика. Для ясности будем называть «надпороговым» откликом генератора одиночное колебание, связанное с оборотом траектории вокруг фазового цилиндра и амплитудой, сравнимой с известными режимами работы генератора в автоколебательном режиме. В момент поступления импульса значение параметра γ меняется, что является причиной для исчезновения состояний равновесия и появления вращательного аттрактора. Так как импульс обладает конечным временем, то после его прохождения, значения γ снова становится нулевым, что в свою очередь означает появление состояний равновесий и исчезновение вращательного аттрактора. В зависимости от того, где находится изображающая точка, определяется дальнейшее поведение траекторий. В случае нахождения на устойчивом многообразии траектория будет стремиться в состояние равновесия, в такой ситуации наблюдается подпороговый отклик, изображенный на рисунке 24. В ином случае фазовая траектория будет двигаться вдоль неустойчивого многообразия, совершая при этом обороты вокруг цилиндра, до тех пор, пока не окажется в области устойчивости. Тогда будет наблюдаться надпороговый отклик.

Из результатов численного моделирования, представленных в [154], видно, что решающую роль возникновения в модели нейроноподобного генератора надпорогового отклика играет количество энергии, переданное системе, а не амплитуда стимула. Кроме того, в рамках численного эксперимента представленного в [154], было выявлено, что требуемая для получения отклика амплитуда является большой по сравнению с амплитудой самого отклика нейроноподобного генератора, что в свою очередь является биологически неправдоподобным, так как большие амплитуды внешнего воздействия в биологических нейронных сетях соответствуют либо чрезвычайно сильному сенсорному входу, опасному для нормального функционирования нейронов, либо

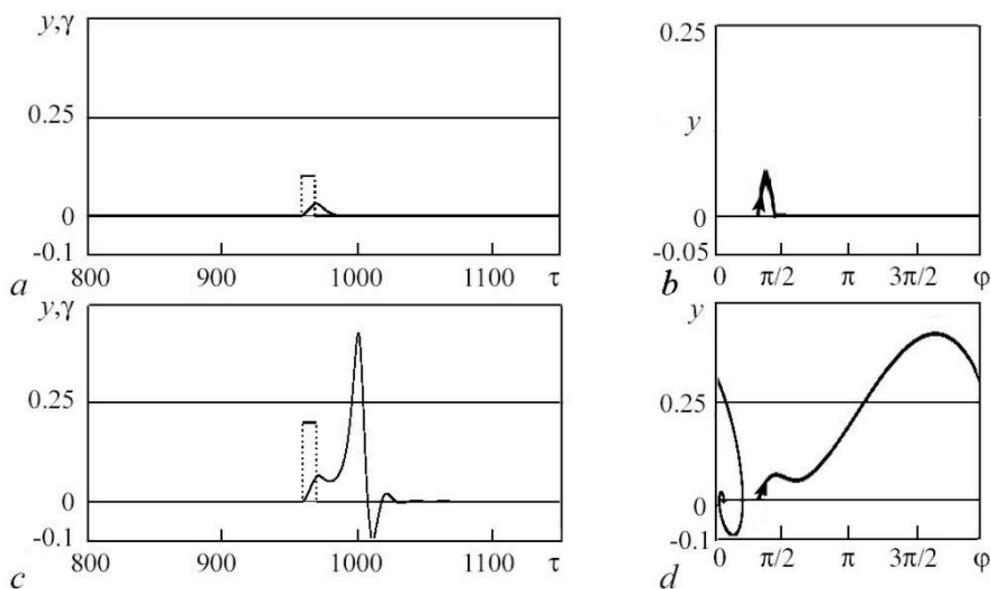


Рис. 24 Иллюстрация подпорогового (a,b) и надпорогового (c,d) отклика на стимуляцию одиночным импульсом [154]

синхронному воздействию от очень большого количества других нейронов, что также является редким явлением в рамках нормального функционирования нейронных сетей мозга. Поэтому те начальные состояния φ_0 , для которых требуются значительные амплитуды стимула для получения отклика, в ряде случаев не позволяют получить отклик в ответ на одиночный стимул. Одним из решений данной проблемы, может быть увеличение длительности возбуждающего импульса, но при таком решении длительность импульса будет значительно больше длительности собственных колебаний в модели нейроподобного генератора, что в некоторых случаях может вызвать трудности. Другим способом решить данную проблему может быть разбиение одного импульса с большой амплитудой на группу импульсов с меньшей амплитудой.

В рамках численных экспериментов, представленных в статье [154] показано, что при воздействии последовательных идентичных прямоугольных стимулов на модели нейроподобного генератора, наблюдался отклик, возникающий только после 3-го импульса, а первые два дают лишь подпороговый отклик. Результаты данного численного эксперимента представлены на рисунке 25.

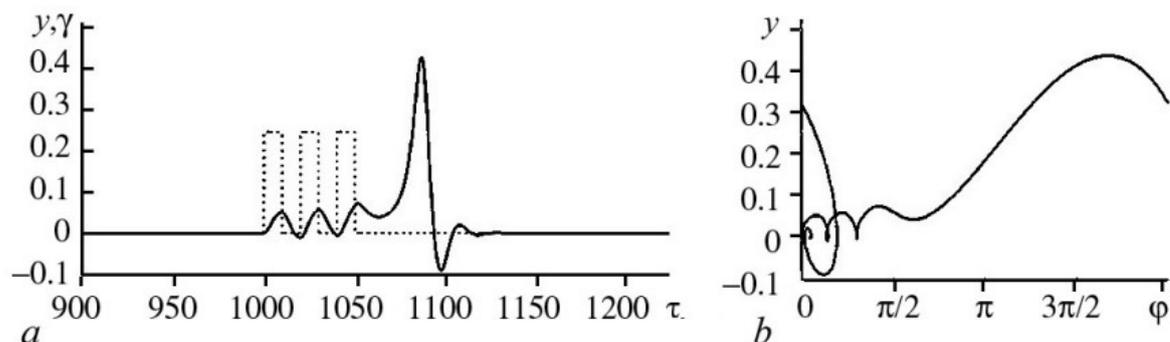


Рис. 25. Иллюстрация отклика нейроподобного генератора на стимуляцию последовательностью из трех импульсов. Длительность каждого импульса $\omega = 10$, межимпульсный интервал $\delta\omega = 10$, амплитуда $A_{st} = 0.24$, начальное состояние $\varphi_0 = 0$, $y_0 = 0$, $z_0 = 0$, $\varepsilon_1 = 5$ и $\varepsilon_2 = 10$ [154]

Объяснить данный эффект можно, рассмотрев проекцию фазового портрета на плоскость $(\varphi \bmod 2\pi, y)$, представленную на рис. 25. Из графика видно, что первые два импульса постепенно увеличивают координату начального состояния φ , тем самым смещая ее все ближе к верхней границе устойчивого диапазона. Такая динамика сохраняется ровно до тех пор, пока энергии импульса не станет хватать для преодоления этой границы, иными словами, пока амплитуды стимула не станет достаточной для возникновения надпорогового отклика.

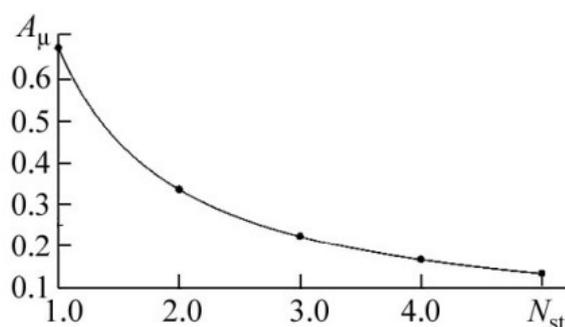


Рис. 26. Зависимость минимальной амплитуды A_{st} стимула, вызывающего надпороговый отклик, от количества импульсов в последовательности N_{st} при $\omega = 10$, межимпульсный интервал $\delta\omega = 10$, $\varphi_0 = 0$, $y_0 = 0$, $z_0 = 0$, $\varepsilon_1 = 5$ и $\varepsilon_2 = 10$ [155]

Теперь рассмотрим более общий случай, когда количества импульсов в последовательности равно N_{st} . Из результатов численного моделирования представленных в [155], видно, что при увеличении количества импульсов амплитуда каждого из них снижается пропорционально, то есть сохраняется общая суммарная амплитуда импульсов, что в свою очередь хорошо согласуется с описанной ранее теорией. Результаты данного численного эксперимента отображены на рисунке 26.

Так как с точки зрения биоподобия наиболее интересен случай именно последовательной стимуляции импульсами малой амплитуду, то рассмотрим его более подробно. В рамках решения задачи экспериментального исследования динамики аппаратной реализации нейроноподобного генератора на основе ФАПЧ с полосовыделяющим фильтром под внешним воздействием, был проведен эксперимент в рамках, которого на внешний вход стимуляции генератора была подана последовательность прямоугольных импульсов с периодом следования импульсов 400мс, амплитудой импульса 80 мВ и длительность импульса в 2мс. В результате был получена осциллограмма откликов нейроноподобного генератора, представленная на рисунке 27.

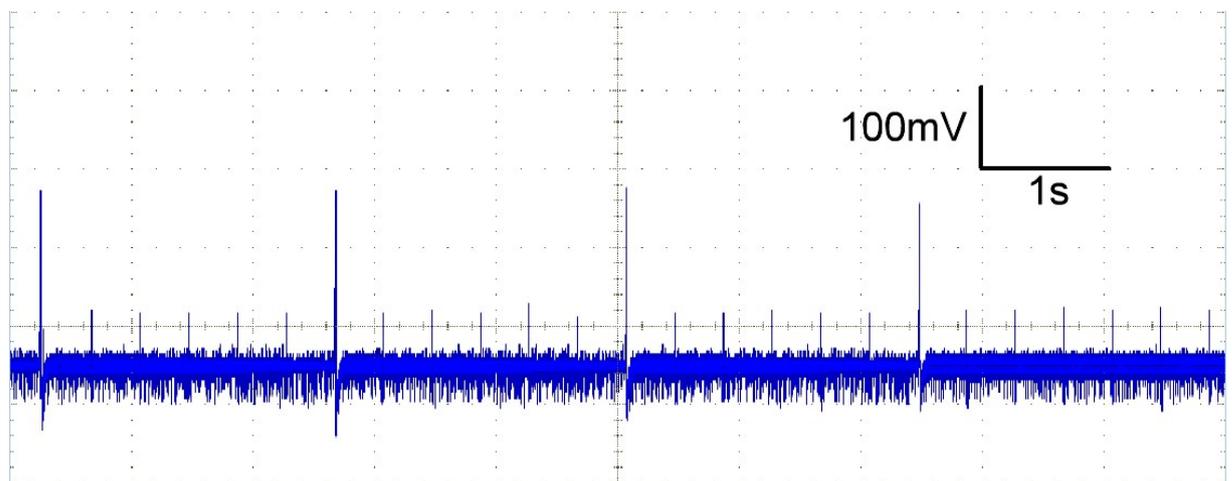


Рис. 27 Осциллограмма откликов нейроноподобного генератора на последовательность прямоугольных импульсов с периодом следования импульсов 400мс, амплитудой импульса 80 мВ и длительность импульса в 2мс

Из данного графика видно, что полученные результаты хорошо согласуются с теорией, описанной ранее, кроме того, период отклика генератора составляет 5

или 6 периодов стимуляции. Исследована динамика откликов при увеличении стимулирующего воздействия. Тут следует отметить, что ввиду сложностей, связанных с регулировкой выходной амплитуды используемого в эксперименте стимулирующего генератора, было принято решение варьировать длительность стимула. Данное решение согласно описанным выше результатам математического моделирования эквивалентно изменению амплитуды стимуляции.

На рисунке 28 представлены осциллограммы, полученные при длительностях стимулов 4 и 20мс. Амплитуда и частота стимулов не менялась.

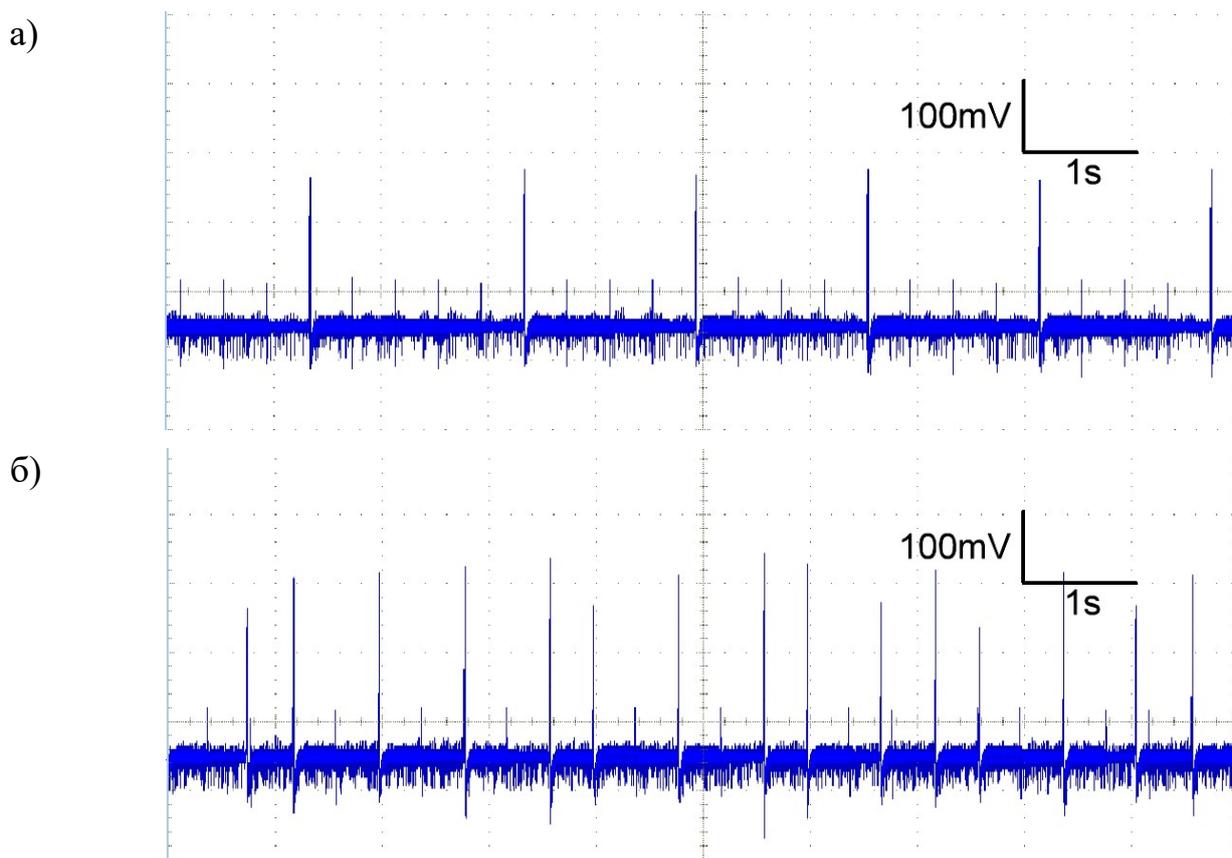


Рис. 28 Осциллограммы откликов нейроподобного генератора последовательность прямоугольных импульсов с периодом следования импульсов 400мс, амплитудой импульса 80 мВ и длительностью импульса: (а)- 4мс; (б) - 20мс

Из осциллограмм, представленных на рисунке 28 видно, что при увеличении длительности стимулов до 4 мс период откликов снизился, в среднем, до 3, кроме того, период стал не статичным и иногда появляются участки осциллограммы, на

которых период стал равен 4. При дальнейшем увеличении длительности стимулов до 20 мс период откликов стал аperiodическим.

Эффект изменения периода откликов в зависимости от размеров подаваемых стимулов достаточно хорошо был описан в статье [155]. В рамках численного эксперимента, проведенного в рамках данной статьи показано, что при малых амплитудах стимуляции в ответ на периодический стимул не следует более одного надпорогового отклика исследуемого генератора подряд, а при больших амплитудах воздействия отклики начинают появляться не реже, чем на каждый второй входной стимул, и могут возникать серии из нескольких надпороговых откликов подряд, причем эти серии разделяются одним подпороговым откликом. Что видно из осциллограмм, представленных на рисунках 27-28. Также следует отметить, наличие характерной пилообразности амплитуды откликов нейроподобного генератора в случае большого стимула, как например на рисунке 28. Данный эффект связан с частичным или полным сложением сигнала надпорогового и подпорогового откликов. Далее по аналогии со статьей [155] получена зависимость соотношений межимпульсных интервалов на входе и выходе нейроподобного генератора от амплитуды стимула. Для определения соотношений межимпульсных интервалов на входе и выходе нейроподобного генератора воспользуемся методикой, описанной в [155].

Разобьем временную последовательность на блоки по следующему принципу: i -й блок начинается в момент начала импульса внешнего сигнала,

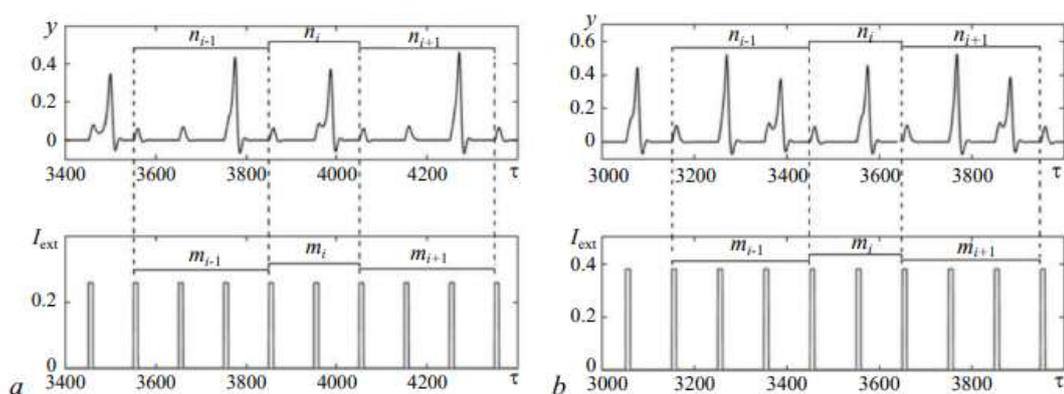


Рис. 29 Пример генерации импульсов генератором в ответ на периодический стимул [155]

следующего за надпороговым откликом генератора и не вызывающего надпороговый отклик, и заканчивается с началом следующего блока. Пример разбиения сигнала на блоки представлен на рис. 29.

Далее на основе определённых таким способом временных блоков найдем отношение периода следования откликов к периоду стимуляции внутри одного блока и запишем его следующим образом:

$$\frac{T_{st}}{T} = \frac{n_i}{m_i} \quad (12)$$

где T_{st} – период стимуляции, T – период откликов, m_i – количество входных импульсов, необходимых для получения n_i откликов, i – номер блока, в котором существует m_i входных импульсов и n_i откликов.

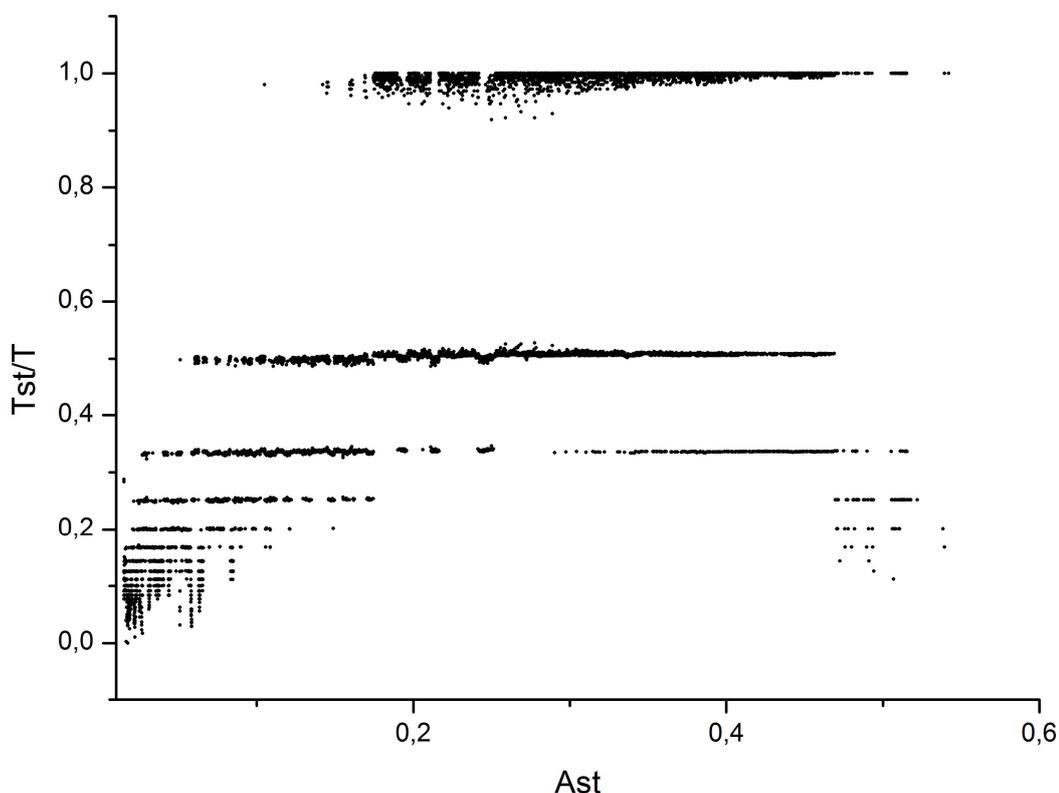


Рис. 30 Экспериментального исследование зависимости соотношения меж импульсных интервалов на входе и выходе нейроподобного генератора от амплитуды стимула

В рамках решения задачи экспериментального исследования динамики аппаратной реализации нейроподобного генератора на основе ФАП с полосовым фильтром под внешним воздействием получена зависимость соотношения

межимпульсных интервалов на входе и выходе нейроноподобного генератора от амплитуды стимула. Результаты данного эксперимента представлены на рисунке 30.

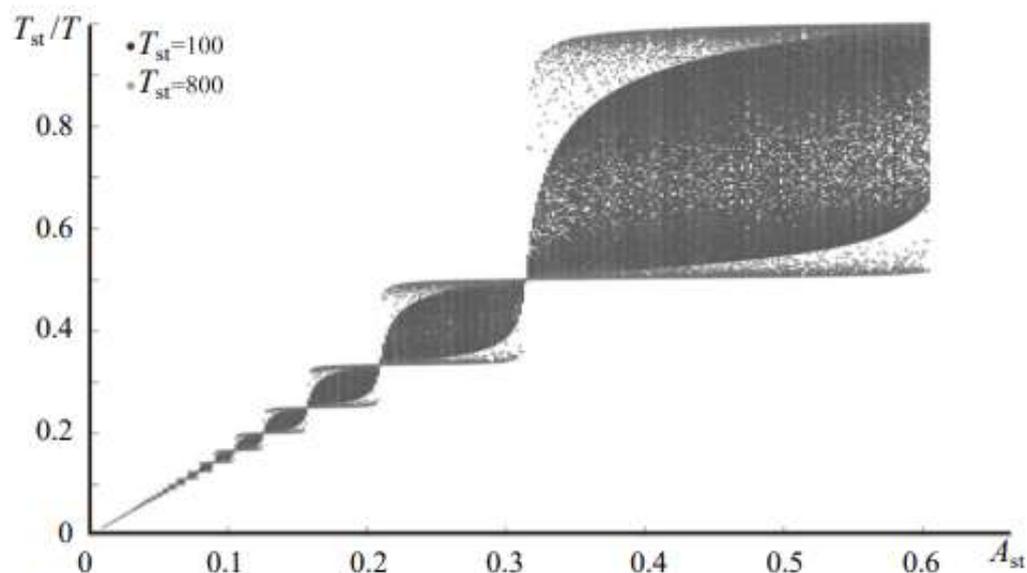


Рис. 31 Экспериментальное исследование зависимости соотношения меж импульсных интервалов на входе и выходе нейроноподобного генератора от амплитуды стимула [155]

Аналогичная зависимость, полученная в результате численного моделирования в статье [155], представлена на рисунке 31. Из сравнения графиков, представленных на рисунках 30-31, сделано заключение, что оба имеют схожую ступенчатую структуру, но в рамках эксперимента не удалось получить полного совпадения данных графиков. Это связано с тем, что в реальной модели нейроноподобного генератора присутствует шум и тепловая нестационарность параметров, вследствие чего удержание генератора в области частотной расстройки $\gamma = 0$ становится невозможным.

1.4 Заключение по Главе 1

Разработана и изготовлена электронная модель нейроноподобного генератора на основе системы ФАП. На электронном генераторе получены осциллограммы сигналов, имеющие прототипы в реальных нейрофизиологических экспериментах. Наблюдаемые экспериментально динамические режимы полностью повторяют динамику математической модели. Построены разбиения

пространства параметров на области существования основных динамических режимов аппаратной реализации генератора, совпадающие с областями существования этих режимов в исходной математической модели. Получены и исследованы осциллограммы откликов нейроноподобного генератора на внешнее периодическое воздействие.

1.4.1 По результатам данной главы на защиту выносятся следующее положение:

Электронная реализация модели нейроноподобного генератора на основе системы фазовой автоподстройки частоты на твердотельных полупроводниковых элементах с полосовым фильтром позволяет получить режимы единичных импульсов (спайков) и пачек импульсов (бёрстов), как периодические, так и хаотические, и адекватна математической модели.

Глава 2. Реконструкция параметров модели нейроподобного генератора на основе системы фазовой автоподстройки частоты с полосовым фильтром

2.1 Разработка метода реконструкции параметров модели нейроподобного генератора

В рамках решения задач по исследованию динамики электронной модели нейроподобного генератора на основе системы ФАП с полосовым фильтром была предложена идея количественной верификации разработанной аппаратной модели с исходной математической моделью. Для решения данной задачи было принято решение попытаться восстановить предложенную в [156] модель из экспериментальных временных рядов, полученных с электронной модели генератора, а также определить, насколько исходная математическая модель ФАП действительно описывает экспериментальную установку.

Идея реконструкции системы ОДУ по временным рядам экспериментального устройства не нова [157-159]. Но применение данных методов к экспериментальным или смоделированным данным не увенчалось успехом [160], так как размерность модели была слишком большой и количества экспериментальных данных оказалось недостаточно для оценки параметров модели. Некоторый прогресс в этом был достигнут только, в тот момент, когда идея использования априорной информации [161] была преобразована в ряд специальных подходов к конкретным классам систем [162-168].

В рамках данной работы был применен метод восстановления параметров нелинейных осцилляторов из скалярных экспериментальных серий, предложенный в [169], но с учетом изменений, связанных со спецификой исследуемой системы.

Непосредственно сам метод реконструкции уравнений исходной математической модели (9) был предложен в [170]. Вкратце его можно описать следующим образом. Наблюдаемый (экспериментально измеренный сигнал) соответствует переменной y в уравнении математической модели (9). Для обобщения обозначим $f(\varphi) = 1 + \varepsilon_1 \cos \varphi$, считая, что это неизвестная гладкая функция. Временные ряды переменных φ и z могут быть вычислены из

наблюдаемой переменной y посредством численного интегрирования и дифференцирования. Затем выразим функцию $f(\varphi)$ из последнего уравнения системы (9) и введем новые «эффективные» параметры α_0 и α_1 , в результате чего получим систему:

$$\begin{aligned} f(\varphi) &= \frac{\alpha_0}{y} + \alpha_1 \frac{z}{y} - \frac{1}{y} \frac{dz}{dx} \\ \alpha_0 &= \frac{\gamma}{\varepsilon_1 \varepsilon_2} \\ \alpha_1 &= \frac{\varepsilon_1 + \varepsilon_2}{\varepsilon_1 \varepsilon_2} \end{aligned} \quad (13)$$

Временной ряд производной $\frac{dz}{dt}$ также можно получить с помощью численного дифференцирования. В результате чего, из наблюдаемого скалярного ряда получаем четырехкомпонентный вектор состояния $(\varphi, y, z, \frac{dz}{dt})$. Далее введем карту сортировки $Q(n)$, которая устанавливает соответствие между элементом вектора состояния с номером n в исходной серии и элементом вектора состояния с номером $Q(n)$ в новой серии. Так же следует отметить, что все вектора сортируются по увеличению параметра φ . Таким образом обратное отображение можно записать как Q^{-1} , при условии, что $Q^{-1}(Q(n)) = n$. Теперь по аналогии рассмотрим вектор, предшествующий вектору с номером $Q(n)$ в отсортированном ряду, который имеет номер $p_n = Q^{-1}(Q(n) - 1)$ в исходном. Приращение функции f на отрезке $[\varphi(p_n); \varphi(n)]$ можно выразить как:

$$\begin{aligned} \delta_n &= -\Delta z(n) + \alpha_0 \Delta y^{-1}(n) + \alpha_1 \Delta v(n), \\ \Delta z(n) &= \frac{1}{y(n)} \frac{dz}{dt}(n) - \frac{1}{y(p_n)} \frac{dz}{dt}(p_n) \\ \Delta y^{-1}(n) &= \frac{1}{y(n)} - \frac{1}{y(p_n)} \\ \Delta v(n) &= \frac{z(n)}{y(n)} - \frac{z(p_n)}{y(p_n)} \end{aligned} \quad (14)$$

Сумма квадратов δ_n может быть использована как целевая функция, минимизация которой сводится к линейной задаче на наименьшие квадраты.

$$L(\alpha_0, \alpha_1) = \sum_n \delta_n^2 \quad (15)$$

Из описанных выше уравнений видно, что предлагаемый подход к реконструкции исходной математической модели (9) имеет серьезное преимущество по сравнению с методами прямой реконструкции с явной аппроксимацией нелинейной функции полиномами [158] или другим типом рядов, например, как в [159, 171]. Данное преимущество состоит в том, что при меньшем количестве допущений удастся частично сократить явную параметризацию функции f .

Так же необходимо отметить, что при применении описанной методики идентификации к экспериментальным данным возникают и уже известные проблемы [156], характерные для общих алгоритмов реконструкции систем.

1) Модель (9) не полностью описывает экспериментально измеренный сигнал, поскольку в ней присутствуют 3 дополнительных компоненты, хорошо заметных как во временных рядах, так и в спектрах. Поскольку эти компоненты в основном высокочастотные, они сильно влияют на временные ряды переменных z и $\frac{dz}{dt}$.

2) Уровень шума в экспериментальной установке выше, чем шум, соответствующий эффективности метода идентификации, как рассмотрено в [170], что приводит к дополнительным проблемам при восстановлении из-за больших искажений компонент вектора состояния z и $\frac{dz}{dt}$.

3) Уравнения математической модели (9) записаны в [156] с помощью ряда упрощений, включая нормировку на постоянную времени T_{renorm} . Если эта константа неизвестна или учтена с ошибкой, то восстановленные значения α_0 и α_1 , будут масштабированы, а процедура реконструкции в целом не будет работоспособной.

4) В эксперименте измеряется линейная функция наблюдения η вместо самой переменной y , и желаемая переменная y может быть выражена через η как $y = a\eta + b$.

Наличие дополнительных временных масштабов и шумов может быть в значительной степени компенсировано фильтрацией и сглаживанием. Это возможно в том числе потому, что в эксперименте доступна очень высокая частота оцифровки. Временная константа T_{renorm} в общем случае может быть измерена, как и масштабный коэффициент a . Даже если T_{renorm} и a будут измерены с некоторыми ошибками, это только приведёт к некоторому масштабированию результатов. Компоненты вектора состояния наблюдаемой функции η имеют вид:

$$\begin{aligned}
 y &= a\eta + b \\
 \psi &= \int \eta dt, \quad \varphi = a\psi + bt + c \\
 z &= a\zeta \\
 \frac{dz}{dt} &= a \frac{d\zeta}{dt}
 \end{aligned}
 \tag{16}$$

где функция ψ может быть получена посредством численного интегрирования, а параметры ζ и $\frac{d\zeta}{dt}$ получены путем последовательного численного дифференцирования наблюдаемой функции η .

Теперь приведем 3-е уравнение системы (9) к виду:

$$f(a\psi + bt + c) = \alpha_0 \frac{1}{a\eta + b} + \alpha_1 \frac{\zeta}{\zeta + b/a} - \frac{1}{\eta + b/a} \frac{d\zeta}{dt}
 \tag{17}$$

Из полученного уравнения видно, что основную проблему, здесь составляет коэффициенте смещения b , поскольку он неизвестен и расположен в знаменателе. Таким образом, вместо линейной задачи (14) при неизвестном b получается нелинейная задача на МНК, да ещё и с явными сингулярностями. Также функция f зависит в явном виде от t с неизвестным коэффициентом b . Учитывая приведённые сложности, реконструкция в таком виде вряд ли возможна.

Возможный способ решения проблем, возникших на экспериментальной установке – переход от последовательного дифференцирования исходной системы (9) к интегрированию во времени уравнения (18). Такой подход решает ряд проблем, описанных ранее. Так же следует отметить, если уравнение (18) хорошо определяется из временного ряда, это означает, что исходная модель (9) также соответствует экспериментальной установке.

$$\varepsilon_1 \varepsilon_2 z = \gamma t - (\varepsilon_1 + \varepsilon_2) y - \int (1 + \varepsilon_1 \cos \varphi) y dt \quad (18)$$

Поскольку предлагаемый подход всё равно использует некоторую неизвестную гладкую функцию аргумента φ , обозначим $f_1(\varphi) = 1 + \varepsilon_1 \cos \varphi$ и дополнительно вспомним, что $y = \frac{d\varphi}{dt}$. Тогда (18) можно переписать как:

$$\varepsilon_1 \varepsilon_2 z = \gamma t - (\varepsilon_1 + \varepsilon_2) y - \int f_1(\varphi) \frac{d\varphi}{dt} dt \quad (19)$$

Очевидно, что подинтегральное выражение в (19) представляет собою производную от сложной функции и при интегрировании его можно упростить:

$$\int f_1(\varphi) \frac{d\varphi}{dt} dt = \int f_1(\varphi) d\varphi = f_2(\varphi) \quad (20)$$

где $f_2(\varphi)$ - новая гладкая функция от φ , в которую также внесена константа интегрирования. Тогда, используя обозначения из (13) и вводя $f_3(\varphi) = f_2(\varphi)/\varepsilon_1 \varepsilon_2$, уравнение (19) можно переписать в виде (21).

$$f_3(\varphi) = \alpha_0 t + \alpha_1 y - z \quad (21)$$

Уравнение (21) имеет два основных преимущества перед (13): во-первых, больше нет необходимости численно оценивать вторую производную $\frac{dz}{dt}$ наблюдаемой y , а во-вторых, в знаменателе правой части уравнения нет неизвестного параметра и потому нет риска деления на 0. При этом очевидно, что при условии $\varepsilon_1 \neq 0$ и $\varepsilon_2 \neq 0$ функция $f_3(\varphi)$ есть не менее гладкая функция φ , чем исходная f .

Рассмотрим более сложный и реалистичный вариант задачи реконструкции, когда измеренный временной ряд переменной y имеет смещение b , как это было предложено ранее (16). Затем подставим $y = \eta + b$ и $\varphi = \psi + bt$ в (21) и воспользуемся разложением в ряд Тейлора по t около 0 (дополнительно предположим, что момент $t = 0$ соответствует середине наблюдаемого интервала по времени: $t \in [-\frac{N\Delta t}{2}; \frac{N\Delta t}{2}]$). В таком случае уравнение (21) можно записать как:

$$f_3(\psi) + \frac{df_3(\psi + bt)}{dt} \Big|_{t=0} t + \frac{d^2 f_3(\psi + bt)}{dt^2} \Big|_{t=0} \frac{t^2}{2} + \dots \quad (22)$$

$$= \alpha_0 t + \alpha_1 \eta + \alpha_1 b - z$$

Если предположить, что b относительно мало, и ограничить ряд K -м членом по t , мы можем получить следующее уравнение, сгруппировав слагаемые по степеням t :

$$f_3(\psi) - \alpha_1 b = \alpha_1 \eta - z + \left(\alpha_0 - \frac{df_3(\psi + bt)}{dt} \Big|_{t=0} \right) t - \sum_{k=2}^K \frac{d^k f_3(\psi + bt)}{dt^k} \Big|_{t=0} \frac{t^k}{k!} \quad (23)$$

Обозначим теперь новые функции в (23), зависящие от ψ :

$$f_4(\psi) = f_3(\psi) - \alpha_1 b \quad (24)$$

$$f_{4,1}(\psi) = \alpha_0 - \frac{d^k f_3(\psi + bt)}{dt^k} \Big|_{t=0} \quad (25)$$

$$f_{4,k}(\psi) = -\frac{1}{k!} - \frac{d^k f_3(\psi + bt)}{dt^k} \Big|_{t=0}, \quad k = 2, \dots, K \quad (26)$$

Эти новые функции не зависят от t , а только от ψ . Их можно представить полиномами, в простейшем случае — нулевого порядка, т. е. константами, что можно также интерпретировать как ограничение 0-ым членом в разложении в ряд Тейлора по ψ возле которого эффективного значения ψ_0 . В таком случае выражение (23) сводится к виду:

$$f_4(\psi) = \beta_0 \eta + \sum_{k=1}^K \beta_k t^k - z$$

$$\beta_0 = \alpha_1$$

$$\beta_1 = \alpha_0 - \frac{df_3(\psi_0 + bt)}{dt} \Big|_{t=0} \quad (27)$$

$$\beta_k = -\frac{d^k f_3(\psi_0 + bt)}{dt^k} \Big|_{t=0}$$

Используя это выражение, можно построить алгоритм, аналогичный предложенному в [170]. Отсортируем векторы пространства состояний $(\psi_n, \eta_n, \zeta_n)$ по возрастанию ψ и введем разность δ_n :

$$\delta_n = f_4(\psi(n)) - f_4(\psi(p_n)) = \beta_0 \Delta \eta(n) + \sum_{k=1}^K \beta_k h_k - \Delta z(n)$$

$$\Delta \eta(n) = \eta(n) - \Delta \eta(p_n)$$

$$\Delta z(n) = z(n) - \Delta z(p_n)$$

$$h_k(n) = t_n^k - t_{p_n}^k$$
(28)

где n и p_n имеют тот же смысл, что и раньше. Используя этот формализм, целевую функцию можно записать как в (15) с той лишь разницей, что δ будет взято из (28), а не из (14). Таким образом, проблема идентификации модели сводится к процедуре линейных наименьших квадратов, из которой могут быть вычислены коэффициенты β_k .

2.2 Реконструкция параметров модели нейроподобного генератора

В рамках выполнения задачи по реконструкции математической модели по временным рядам аппаратной модели были рассмотрены семь различных режимов генерации, из которых шесть режимов с регулярными колебаниями с различным количеством импульсов в пачке (от 1 до 6) и один хаотический режим. Чтобы обеспечить четкое соответствие между восстановленным режимом и модельными режимами, описанными ранее в [18], использовались те же буквенные обозначения, что и в исходной математической модели (от «(b)» до «(f)» см рис. 16). Два дополнительных режима экспериментального генератора, которые не отображены на рисунке 16, не имеют буквенных обозначений. Режим, обозначенный на рисунке 16 буквой «(a)» не рассматривается, так как он содержит слишком мало информации для правильной идентификации, как это было показано даже на смоделированных данных в [170].

Для определения величины смещения b процедура реконструкции проводилась при различных пробных значениях смещения \tilde{b} . Диапазон пробных \tilde{b} можно примерно оценить, изучив режимы в системе (9). Результаты (зависимости

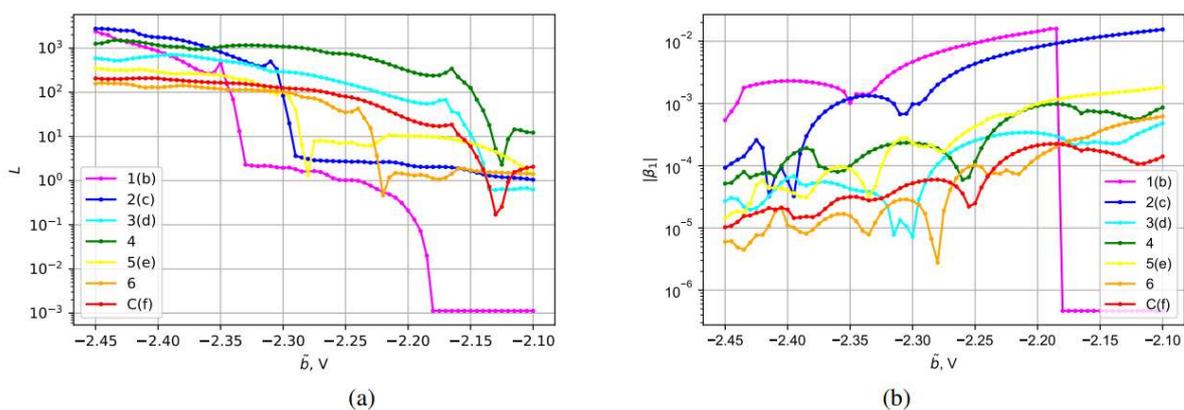


Рис.32 Зависимость величины целевой функции (15) (фрагмент а) и модуля коэффициента β_1 (фрагмент b) от пробного постоянного смещения \tilde{b} .

целевой функции и коэффициента β_1) для различных режимов отмечены цветом на рисунке 32, в подписи числа 1–6 означают число импульсов в пачке, буква “С” — хаос, а маленькая буква в скобках введена для сопоставления со списком режимов в модели, приведённым на рис. 1 в работе [105]. Видно, что зависимости $L(\tilde{b})$ имеют резкий склон, после которого значения L падают на два десятичных порядка. Значения \tilde{b} правее склона соответствуют тому, что слишком большое смещение приводит к строго монотонному росту ψ , в результате чего сортирующее отображение Q теряет смысл и вся процедура реконструкции оказывается некорректна, поскольку аппроксимирующие члены при β_i в (27) становятся малы сами по себе, а не в сочетании, т. е. при любых значениях β_i . Такие значения нефизичны и, значит, истинное значение смещения находится левее этого падения. Таким образом, оценить b можно по зависимостям $|\beta_1|(\tilde{b})$ (см. 32(b)), используя в качестве оценки самый правый из минимумов, расположенный до (левее) наблюдаемого на см. 32(a) падения.

Результаты реконструкции параметров β_0 и β_1 в сопоставлении с их теоретически ожидаемыми (рассчитанными из номиналов элементов электронного генератора) значениями приведены на рисунке 33. Результаты реконструкции β_0 показывают относительно небольшую погрешность (от 2% до 52%) в разных режимах. Наибольшая ошибка реконструкции параметра β_0 наблюдается в случае режима с 6-ю импульсами в пачке, кроме того хаотический режим имеет ошибку,

аналогичную режиму с 3-я импульсами, не смотря на то что является наиболее сложным. Такой результат свидетельствует от том, что существует жесткая зависимость между сложностью режима и погрешностью реконструкции параметров.

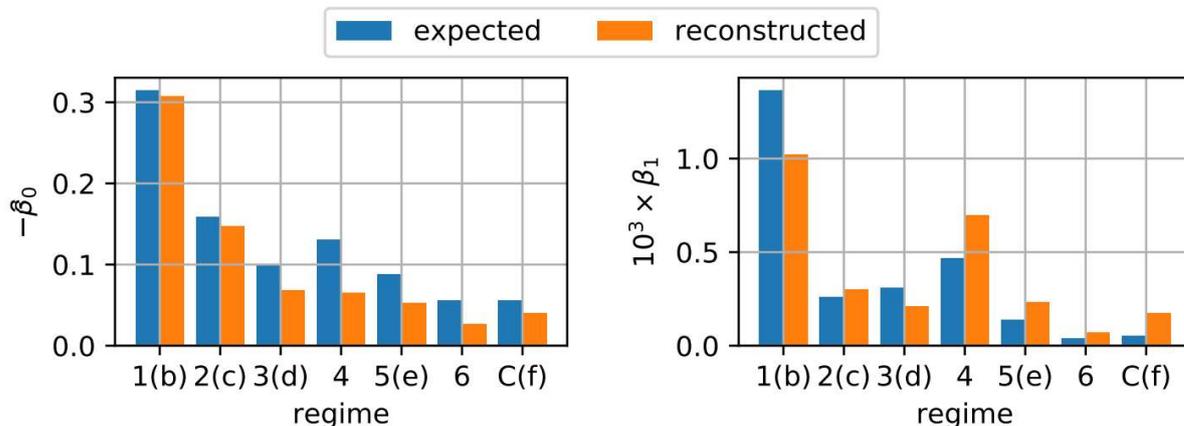


Рис.33 Результаты реконструкции параметров β_0 и β_1 (голубым) и их теоретически ожидаемые (оранжевым), рассчитанные на основе номиналов использованных при построении установки элементов, значения.

Относительные ошибка реконструкции параметра β_1 , в большинстве случаев гораздо больше, чем ошибка параметра β_0 . Это связано с тем, что, во-первых, значение β_1 пропорционально параметру частотной расстройки γ , который обычно очень мал и близок к нулю, а во-вторых, параметр β_1 зависит от постоянного смещения, присутствующего в системе, определение которого тоже имеет погрешность.

Результаты реконструкции интегрированной нелинейной функции $f_4(\psi)$ приведены на рис. 34. Видно, что в целом функция для всех режимов похожа на синусоиду с трендом, как это следует из уравнений модели (9), но имеются существенные отличия:

1. в области части максимумов имеются существенные неоднозначности, общая закономерность такова, что для регулярных режимов области неоднозначного поведения имеют место на каждом n -ном максимуме для режима с n импульсов в пачке;

2. амплитуда колебаний различна для всех режимах, кроме пачечного — сразу после неоднозначности она мала, затем возрастает;
3. форма в общем случае заметно отличается от гармонической даже для простейшего пачечного режима «(b)».

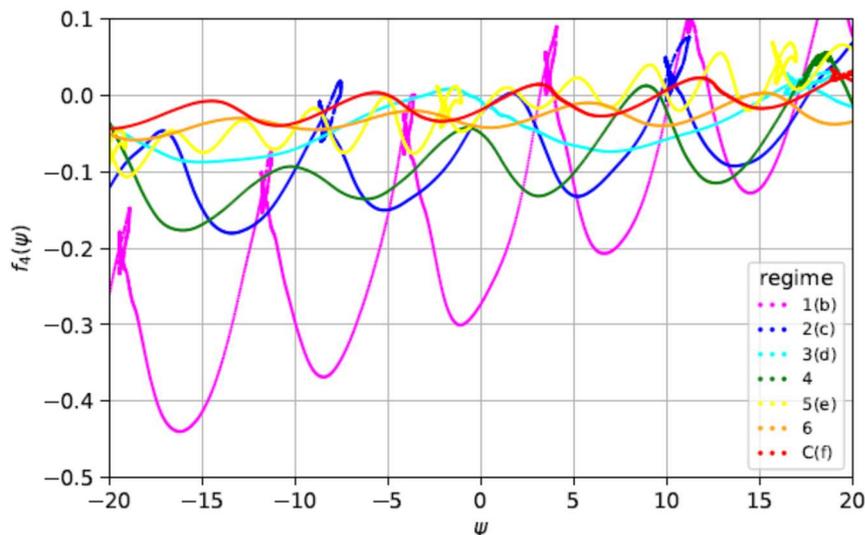


Рис. 34 Результаты реконструкции интегрированной нелинейной функции $f_4(\psi)$

Таким образом, следует признать, что предположение о том, что $f(\varphi)$ в уравнениях системы (9) есть гармоническая функция вида $f(\varphi) = 1 + \varepsilon_1 \cos \varphi$ или хотя бы в более общем виде $f(\varphi) = c_0 + c_1 \cos(\varphi + \varphi_0)$, явно не подтверждается. Следовательно, можно констатировать, что уравнения системы (9) не вполне соответствуют наблюдаемой динамике и предложенный в [170] подход, основанный на неявной аппроксимации данной функции, имеет смысл. Без его использования добиться хорошего соответствия реконструированных значений параметров β_0 и β_1 ожидаемым даже для первых трёх режимов вряд удалось бы.

2.3 Заключение по Главе 2

Выполнена реконструкция параметров исходной математической модели генератора ФАП с полосовым фильтром по экспериментально полученным данным. Результат реконструкции математической модели нейроноподобного генератора по временным рядам аппаратной модели показал хорошее совпадение параметров этих моделей.

2.3.1 По результатам данной главы на защиту выносятся следующее положение:

Предложенный специально для исследуемой системы на основе ФАП с полосовым фильтром новый подход к реконструкции параметров позволяет количественно оценить соответствие аппаратной электронной реализации математической модели, поскольку реализует реконструкцию всего вектора состояния модели по одной скалярной наблюдаемой, учитывает смещение и масштабирование при измерении и имеет низкую чувствительность к шумам за счёт реконструкции уравнений, интегрированных по времени.

Глава 3. Модификация электронной модели нейроноподобного генератора на основе системы ФАП с полосовым фильтром

3.1 Разработка электронной модели нейроноподобного генератора на основе системы ФАП с модифицированной цепью управления.

В рамках описанных ранее исследований был выявлен ряд недостатков модели нейроноподобного генератора. К таким недостаткам можно отнести невозможность длительного удержания электронной модели нейроноподобного генератора на основе системы ФАП с полосовым фильтром в состоянии равновесия вследствие неидеальности параметров модели, инверсию амплитуды сигнала при приходе параметра γ в отрицательную область, что в свою очередь не позволяет считать данную модель биологически правдоподобной.

В рамках решения задачи по устранению данных недостатков было принято решение модифицировать систему таким образом, чтобы в области отрицательного параметра частотной расстройки (γ) присутствовала область существования устойчивого состояния равновесия, тем самым сделать невозможным генерацию колебаний с отрицательной амплитудой и добавить в систему возбудимый режим. Также следует отметить, что в результате модификаций необходимо сохранить основные колебательные режимы, существовавшие в исходной модели, и при этом не сильно усложнить электрическую схему аппаратной реализации, рассмотренную ранее.

Для решения поставленной задачи выдвинута идея модификации цепи управления системы ФАП. Суть данной идеи заключается в добавлении электронно-управляемого ключа в схему полосового фильтра, а также дополнительной петли слежения за сигналом, на основе состояния которой, происходит управление электронным ключом. В качестве элемента слежения за сигналом использован триггер Шмитта, так как характеристика его переключения имеет гистерезис, что в свою очередь при работе с аналоговыми сигналами защищает систему от случайных переключений.

Функциональная схема полученной цепи представлена на рисунке 35, здесь элементы DA1, DA2, DA3, F1 и F2, являются элементами исходного полосового

фильтра, элементы DA4 и TR1 являются элементами цепи слежения за состоянием системы, а элемент SA1 - электронный ключ, управляемый цепью слежения.

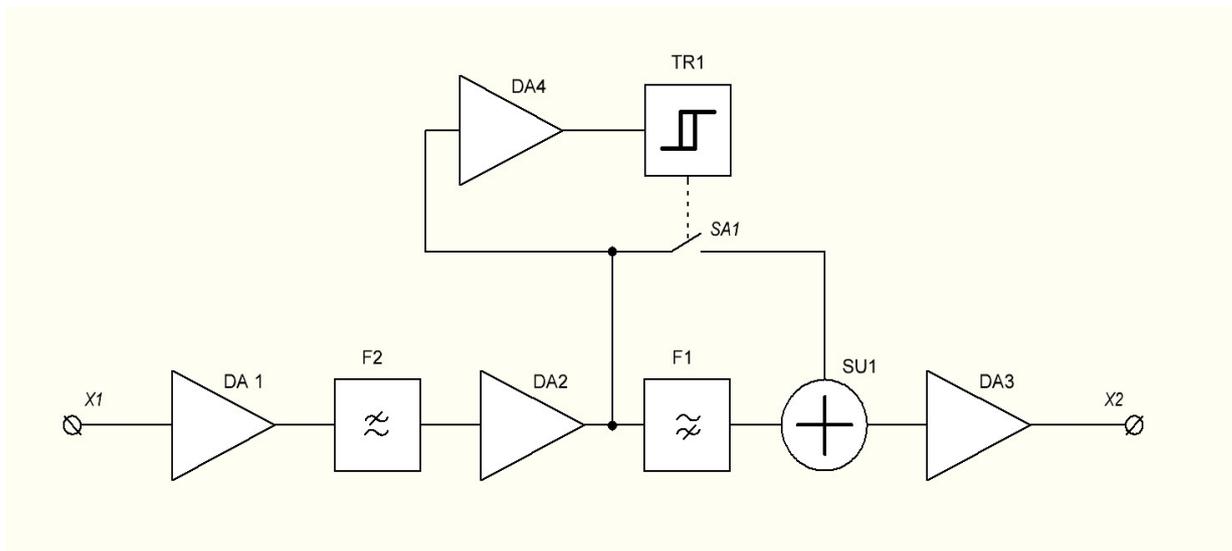
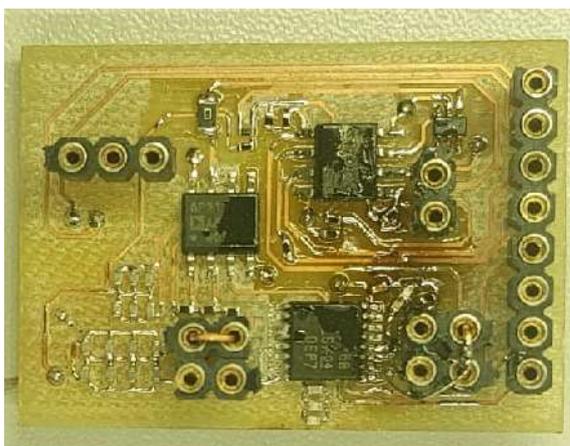


Рис.35 Функциональная схема фильтра с цепью переключения

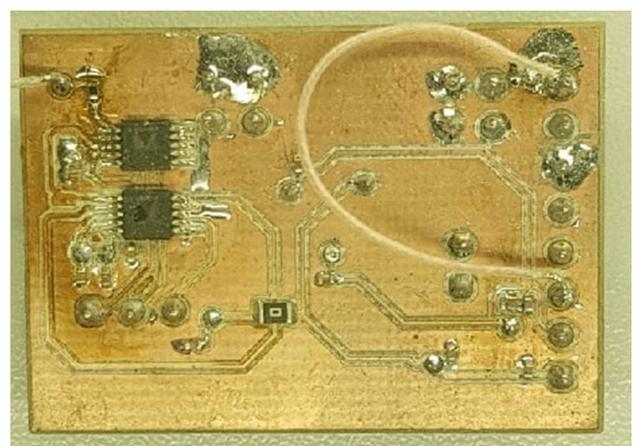
Принцип работы модифицированного фильтра заключается в следующем: на вход X1 функциональной схемы поступает сигнал с выхода фазового дискриминатора (ФД). Далее данный сигнал проходит через буферный усилитель DA1, в котором осуществляется токовая развязка выхода ФД от входа фильтра нижних частот, что позволяет снизить общий уровень шума и время переходных процессов в системе. С выхода DA1 сигнал поступает на вход фильтра нижних частот F2, в котором происходит отсечение высокочастотной составляющей сигнала, а также его сглаживание. Блок F2 имеет возможность перестройки по частоте, что в свою очередь позволяет менять частотный диапазон пропускания фильтра и степень сглаживания сигнала. С выхода F2 сигнал поступает на вход второго буферного усилителя DA2, который необходим для ограничения влияния работы фильтра нижних частот на фильтр верхних, что, в свою очередь, позволяет не допустить возникновения обратной волны вследствие высокого выходного сопротивления F2 и низкого входного сопротивления F1 и тем самым повысить общую стабильность схемы во время работы. Далее сигнал с выхода DA2 поступает на вход фильтра верхних частот F1, а также параллельно на цепь управления триггера электронного ключа и на входную контактную группу самого электронного ключа. При прохождении сигнала через F1 происходит отсечение

низкочастотной и постоянной составляющей, тем самым формируется сигнал, необходимый для работы устройства в известном ранее режиме генерации нейроподобных колебаний различной сложности. Блок F1 имеет возможность перестройки по частоте, что в свою очередь позволяет менять частотный диапазон пропускания фильтра. Цепь управления DA4 - TR1 построена таким образом, что в триггере Шмитта TR1 происходит сравнение сигнала с выхода фильтра F2 с верхним порогом триггера, подобранным таким образом, чтобы обнаруживать сигнал, возникающий при установлении параметра $\gamma < 0$. В случае превышения порога триггер переходит из состояния логического «0» в состояние логической «1», тем самым замыкая электронный ключ SA1. После замыкания ключа сигнал с выхода DA2 проходит не только через фильтр F1, но и в обход, пропуская низкочастотную и постоянную составляющую. За счет этого формируется система фазовой автоподстройки частоты с фильтром нижних частот, которая способна обеспечить режим синхронизации, тем самым формируя постоянный сигнал на выходе фильтра в цепи управления.

Если триггер TR1 изначально находился в состоянии логической «1», то происходит сравнение сигнала с выхода буферного усилителя DA2 с нижним порогом переключения. Нижний порог переключения подобран таким образом, что



(А)



(Б)

Рис. 36 Внешний вид аппаратной реализации нейроподобного генератора на основе системы ФАПЧ с модифицированным фильтром (А- сторона 1 печатной платы, Б- сторона 2 печатной платы)

активируется при переходе в область параметров $\gamma > 0$. В случае пересечения сигналом этого порога происходит переключение триггера TR1 из состояния логической «1» в логический «0», и электронный ключ размыкается, а сигнал проходит только через цепь фильтра верхних частот F1. С выхода фильтра F1 и электронного ключа SA1 сигнал поступает на равноценные входы смесителя SU1, где происходит окончательное формирование сигнала управления для реализации, как автоколебательного, так и возбуждимого режима. С выхода SU1 сигнал поступает на буферный усилитель DA3, который выполняет задачу согласования выхода блока фильтрации и управляющего входа генератора, управляемого напряжением. С выхода DA3 сигнал управления через выход блока фильтрации X2 поступает на вход генератора, управляемого напряжением, тем самым замыкая петлю управления системы ФАП.

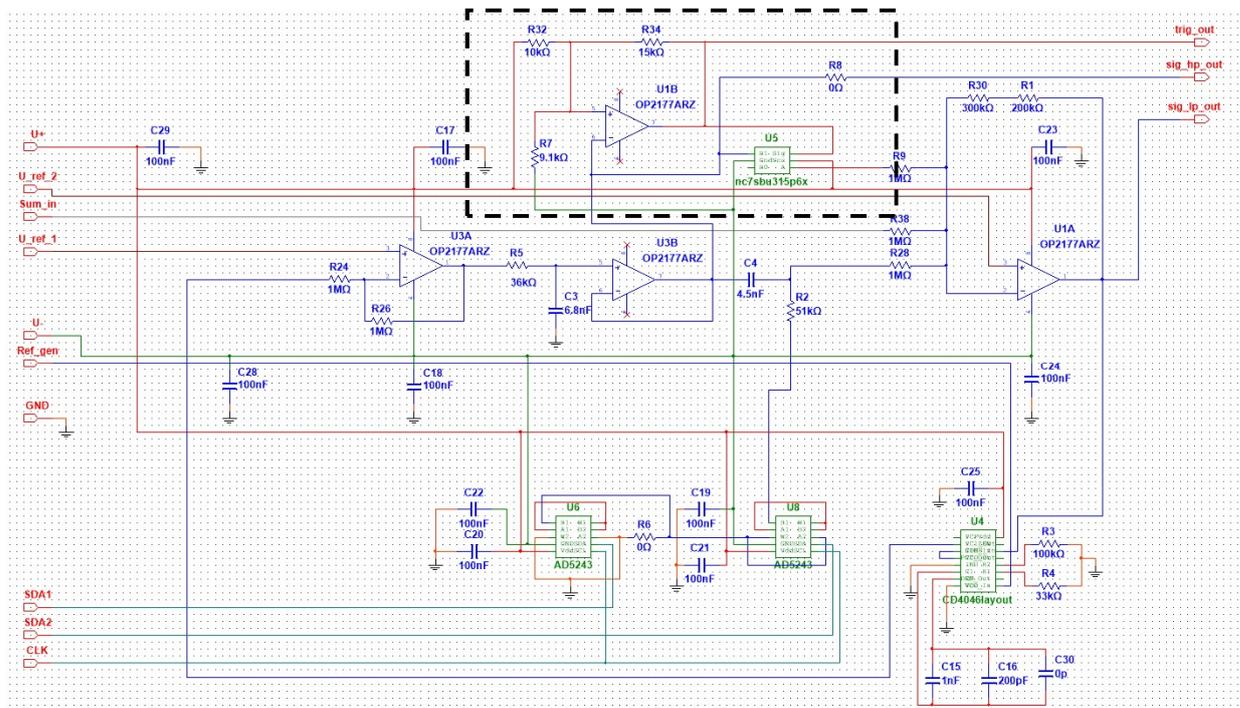


Рис. 37 Электрическая принципиальная схема аппаратной реализации нейронподобного генератора на основе системы ФАПЧ с модифицированным фильтром (пунктиром отмечены изменения внесенные в схему)

В рамках решения задачи по разработке аппаратной реализации модифицированной системы ФАП с полосовым фильтром был изготовлен полнофункциональный макет. Внешний вид данного макета представлен на

рисунке 36, а его электрическая принципиальная схема представлена на рисунке 37.

Триггер Шмитта и электронно-управляемый ключ в электрической принципиальной схеме, изображенной на рисунке 37, представлены такими элементами, как R32, R34, R7, U1B и U5. Установка порогов срабатывания триггера осуществляется подбором резисторов R32, R7 (в случае верхнего порога переключения) и R34 (в случае нижнего порога переключения). Следует отметить, что модификации подвергся и равноценный инвертирующий сумматор, путем добавления в него дополнительного входа в виде резистора R9.

3.2 Исследование динамики электронной модели нейроподобного генератора с модифицированной цепью управления

На первом этапе исследования аппаратной реализации генератора на основе системы ФАП с цепью управления, функциональная схема которой представлена на рисунке 35, получены осциллограммы двух основных режимов работы: автоколебательного и возбудимого. Автоколебательный режим представлен на рисунке 38 (а), ему соответствует случай $\gamma > 0$. Переход от автоколебательного к возбудимому режиму работы генератора и обратно представлен на рисунке 38 (б). Такой переход был осуществлен путем принудительного изменения параметра γ от положительного значения к отрицательному, посредством повышения и понижения частоты опорного соответственно.



Рис.38 Примеры осциллограмм: (а) автоколебательный режим генерации одиночных импульсов; (б) перехода системы от автоколебательного к возбудимому режиму работы системы и обратно

В результате такого изменения система перешла из автоколебательного в возбудимый режим, при этом на осциллограмме регулярные колебания сменились постоянным сигналом. После установления возбудимого режима параметр γ был возвращен в область положительных значений. В результате система совершила переход от возбудимого режима к автоколебательному режиму, при этом на осциллограмме постоянный сигнал сменился на регулярные колебания.

Таким образом в модели нейроподобного генератора было показано существование неколебательного возбудимого режима.

Для подтверждения сохранения всех основных режимов генерации аппаратной реализации нейроподобного генератора на основе системы ФАП, на втором этапе исследования был проведен поиск различных автоколебательных режимов модели при $\gamma > 0$ и определены области существования этих режимов в пространстве параметров.

Результаты, полученные в экспериментальном исследовании данной модели нейроподобного генератора на основе системы ФАП представлены на рисунке 39.

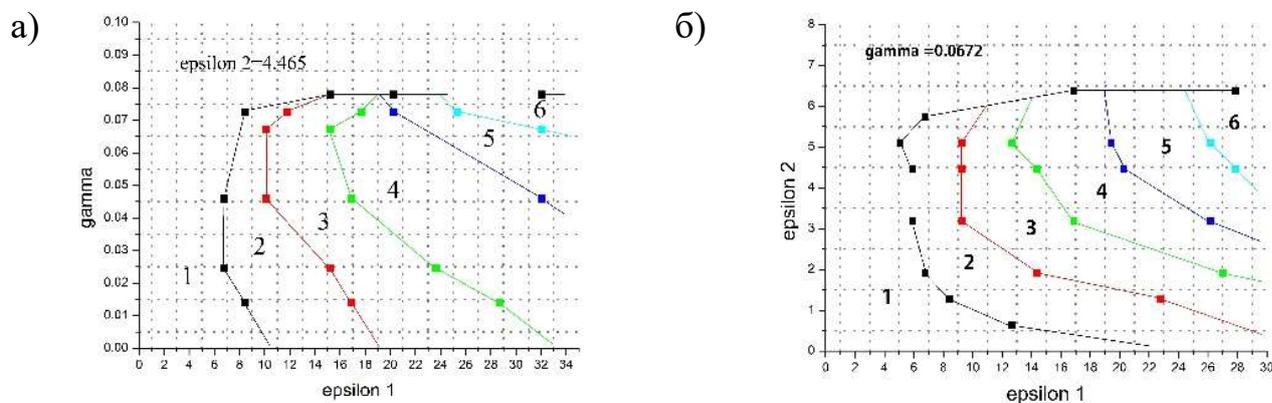


Рис.39 Границы режимов автоколебаний системы: (а) - при фиксированном параметре ϵ_2 ; (б) - системы при фиксированном γ

Полученные разбиения пространства параметров на области с различным динамическим поведением качественно похожи на разбиения для системы (9) в области положительных γ . При отрицательных γ в генераторе наблюдался стационарный равновесный режим, при котором на выходе нейроподобного генератора наблюдался постоянный сигнал.

На третьем этапе проводилось исследование модели в возбуждимом режиме при $\gamma < 0$. Так в возбуждимом режиме модель нейроподобного генератора на основе системы ФАП находится в устойчивом состоянии равновесия, то для того, чтобы система его покинула, необходимо оказать воздействие на генератор путем добавления внешнего сигнала к сигналу, поступающему на вход ГУНа. Такое внешнее воздействие позволяет косвенно менять параметр γ , через изменение центральной частоты ГУНа.

Из работы [154] известно, что можно кратковременно изменять параметр γ путём подачи прямоугольного возбуждающего импульса. Следовательно, при подаче достаточного по амплитуде и длительности импульса можно кратковременно вывести систему из состояния равновесия и получить генерацию колебаний. Также в работе [154] показано, что ключевую роль играет площадь подаваемого воздействия.

В рамках данного этапа исследования была получена минимальная пороговая площадь возбуждающего импульса $S = A * t$, достаточная для генерации колебания при $\gamma = 0$, где A – амплитуда импульса, t – длительность импульса. На рисунке 40 представлены осциллограммы с выхода цепи управления ФАП, при площадях возбуждающего импульса меньше пороговой и равной пороговой соответственно. Параметры ϵ при измерении: $\epsilon_1 = 6,754$, $\epsilon_2 = 4,465$.

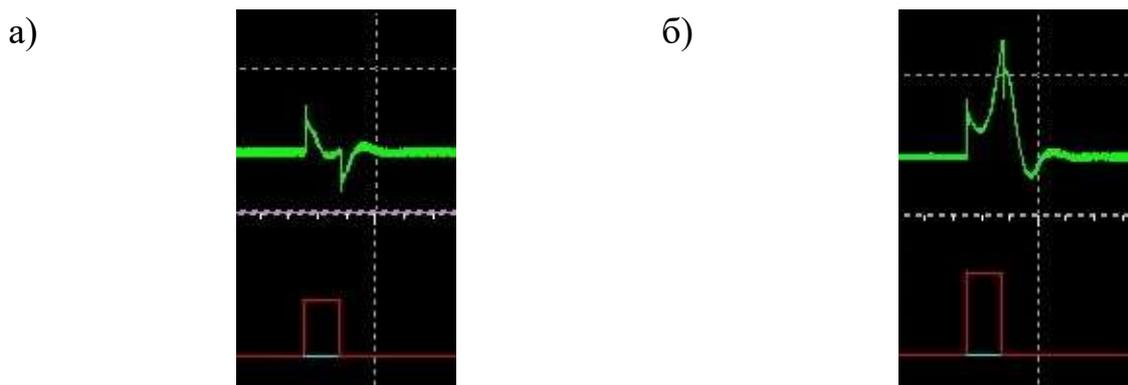


Рис 40 Осциллограммы: (а) при значении S меньше пороговой; (б) при значении S равной пороговой

Получена зависимость минимальной площади импульса, необходимого для возбуждения ответа в нейроподобном генераторе, от значения параметра γ ,

определяющего удаленность устойчивого состояния равновесия от границы автоколебательного режима. График зависимости представлен на рисунке 41. При уменьшении γ нужно подавать больший по площади импульс, для выведения системы из состояния равновесия.

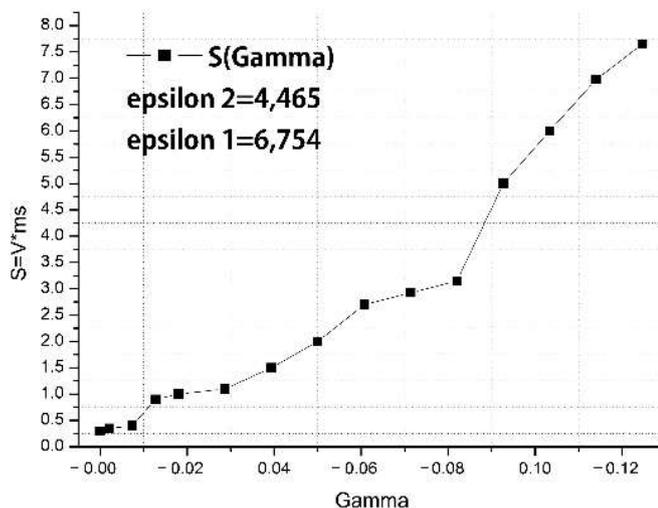


Рис 41 Зависимость порогового значения S от параметра γ

3.3 Вывод математической модели нейроподобного генератора с модифицированной цепью управления

Рассмотренная ранее математическая модель (9) нейроподобного генератора на основе системы ФАП с полосовым фильтром не отражает появившийся после предложенной модификации новый динамический режим. Поэтому сформулирована математическая модель модифицированного генератора.

Для этих целей еще раз запишем классическое уравнение системы ФАП в операторном виде:

$$\frac{p\varphi}{\Omega} + K(p) * F(\varphi) = \gamma \quad (29)$$

Далее рассмотрим два случая динамики системы ФАП с модифицированным фильтром: в случае $\gamma > 0$ и в случае $\gamma < 0$.

Так как в случае $\gamma > 0$ напряжение, поступающее на измерительный вход триггера Шмитта, выше нижнего порога его приключения, электронный ключ, входящий в состав полосового фильтра, разомкнут, а динамика нейроподобного генератора ничем не отличается от описанного выше случая без модификации

фильтра. Данный случай изображен на функциональной схеме полосового фильтра, представленного на рисунке 42.

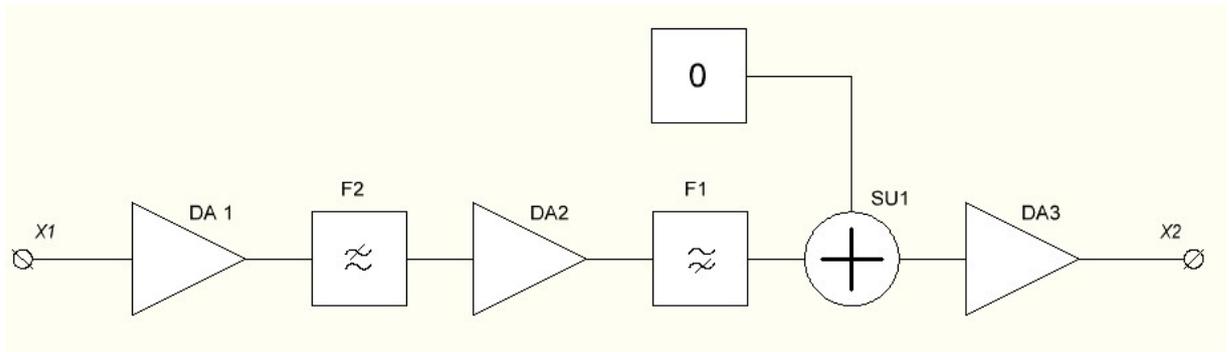


Рис. 42 Функциональная схема полосового фильтра с разомкнутым ключом

Запишем операторный коэффициент передачи для данного фильтра:

$$K(p) = \frac{pT_2}{1 + (T_1 + T_2)p + T_1T_2p^2} \quad (30)$$

Далее подставим его в исходное уравнение классическое уравнение системы ФАП вида (29), учитывая упрощение, что характеристика фазового дискриминатора описывается уравнение $F(\varphi) = \sin \varphi$, получим:

$$\frac{p\varphi}{\Omega} + \frac{pT_2}{1 + (T_1 + T_2)p + T_1T_2p^2} \sin \varphi = \gamma \quad (31)$$

Приводя уравнение (31) к общему знаменателю, а так же используя замену переменных $\frac{d}{dt} = \Omega \frac{d}{d\tau}$, $\varepsilon = \Omega T$, получим уравнение вида:

$$p^3\varphi\varepsilon_1\varepsilon_2 + (\varepsilon_1 + \varepsilon_2)p^2\varphi + p\varphi(1 + \varepsilon_2 \cos \varphi) = \gamma \quad (32)$$

Для более простой интерпретации данного уравнения запишем его в виде системы из трех дифференциальных уравнений путем введения новых переменных $\frac{dz}{d\tau} = p^3\varphi$, $z = p^2\varphi$ и $y = p\varphi$, получим выражение (33)

$$\left\{ \begin{array}{l} \frac{d\varphi}{d\tau} = y \\ \frac{dy}{d\tau} = z \\ \varepsilon_1\varepsilon_2 \frac{dz}{d\tau} = \gamma - (\varepsilon_1 + \varepsilon_2)z - (1 + \varepsilon_2 \cos \varphi)y \end{array} \right. \quad (33)$$

Из уравнения (33) хорошо видно, что оно полностью совпадает с представленным ранее уравнением (9), что в свою очередь подтверждает полное совпадение динамики нейроподобного генератора на основе системы ФАП с модифицированной цепью управления в случае $\gamma > 0$.

В случае $\gamma < 0$ напряжение, поступающее на измерительный вход триггера Шмитта, ниже нижнего порога его переключения, электронный ключ, входящий в состав полосового фильтра, замкнут, что ведет к прохождению постоянной составляющей управляющего напряжения на вход ГУНа, в результате чего система ФАП может достигать состояния синхронизации, то есть нероподобный генератор может перейти в возбудимый режим. Схема фильтра для данного случая изображена на рисунке 43

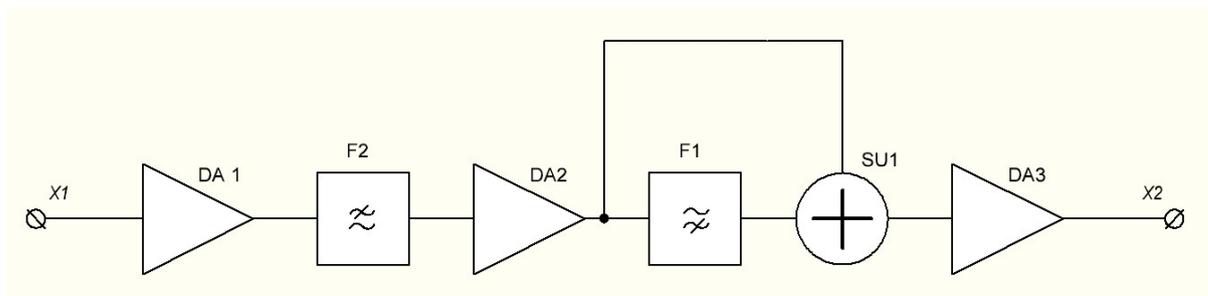


Рис. 43 Функциональная схема полосового фильтра с замкнутым ключом

Для описания изменений, возникающих в исходной математической модели, запишем операторный коэффициент передачи фильтра для случая, представленного на рисунке 43

$$K(p) = \frac{2pT_2 + 1}{1 + (T_1 + T_2)p + T_1T_2p^2} \quad (34)$$

После чего, подставив уравнение (34) в уравнение (29), получим:

$$K \frac{p\varphi}{\Omega} + \frac{2pT_2 + 1}{1 + (T_1 + T_2)p + T_1T_2p^2} \sin \varphi = \gamma \quad (35)$$

Далее по аналогии с уравнениями (32) и (33), преобразуем уравнение (35) в систему из трех дифференциальных уравнений (36).

Из сравнительного анализа систем (33) и (36) видно, данные системы отли-

$$\left\{ \begin{array}{l} \frac{d\varphi}{d\tau} = y \\ \frac{dy}{d\tau} = z \\ \varepsilon_1 \varepsilon_2 \frac{dz}{d\tau} = \gamma - (\varepsilon_1 + \varepsilon_2)z - (1 + 2\varepsilon_2 \cos \varphi)y - \sin \varphi \end{array} \right. \quad (36)$$

чаются наличием слагаемого $\sin \varphi$ в системе (36). По причине наличия слагаемого $\sin \varphi$ в системе (36), в отличие от системы (33), существуют два состояния равновесия, устойчивое состояние равновесия и седловое, в результате чего в системе реализуется режим глобальной асимптотической устойчивости, что в свою очередь ведет к возникновению возбуждимого режима.

Таким образом, для описания полной динамики нейроподобного генератора на основе системы ФАП с модифицированной цепью управления можно записать условие перехода между колебательным и возбуждимым режимами. Для этих целей рассмотрим динамику модифицированной цепи управления.

На рисунке 44 изображена диаграмма переключения триггера Шмитта.

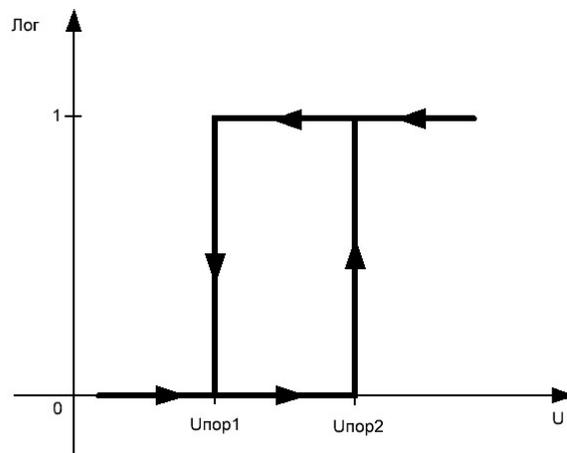


Рис. 44 Диаграмма переключения триггера Шмитта

Если изначально триггер находился в состоянии логического «0», то, в случае превышения сигналом верхнего порога переключения ($U_{пор2}$), триггер переходит из состояния логического «0» в состояние логической «1», тем самым замыкая электронный ключ. А если изначально триггер находился в состоянии логического «1», то, в случае снижения сигнала ниже нижнего порога переключения ($U_{пор1}$),

триггер переходит из состояния логического «1» в состояние логической «0», тем самым размыкая электронный ключ. Отсюда следует, что если $U_{пор1} \neq U_{пор2}$, то в данном элементе наблюдается гистерезис по напряжению переключения. Данный эффект необходим для защиты системы от случайных переключений, связанных с наличием шума.

Описание функции переключения триггера Шмитта начнем с того, запишем уравнение для классической функции переключения:

$$S = \begin{cases} 1, \text{ при } U_{упр} \geq U_{пор} \\ 0, \text{ при } U_{упр} < U_{пор} \end{cases} \quad (37)$$

где S - функция переключения, $U_{упр}$ – входное напряжение и $U_{пор}$ – напряжение на котором осуществляется переключение. Так как значение последующего состояния триггера Шмитта зависит от предыдущего введем параметр состояния S_{old} , которая имеет состояния 0 или 1. Теперь запишем значение напряжения переключения триггера в зависимости от состояния данного параметра:

$$U_{пор} = \begin{cases} U_{пор1}, \text{ при } S_{old} = 1 \\ U_{пор2}, \text{ при } S_{old} = 0 \end{cases} \quad (38)$$

Систему (38) можно переписать в виде единого уравнения:

$$U_{пор} = U_{пор2} - (U_{пор2} - U_{пор1}) * S_{old} \quad (39)$$

Теперь подставляя уравнение (39) в систему (37), получим функцию переключения триггера Шмитта в виде:

$$S = \begin{cases} 1, \text{ при } U_{упр} \geq U_{пор2} - (U_{пор2} - U_{пор1}) * S_{old} \\ 0, \text{ при } U_{упр} < U_{пор2} - (U_{пор2} - U_{пор1}) * S_{old} \end{cases} \quad (40)$$

где $U_{упр}$ – входное напряжение управления состоянием триггера Шмитта, поступающее с выхода фильтра нижних частот.

На основе полученной функции переключения триггера Шмитта, можно привести системы дифференциальных уравнений (33) и (36), описывающих динамику нейроподобного генератора на основе системы ФАП, к общему виду:

$$\left\{ \begin{array}{l} \frac{d\varphi}{d\tau} = y \\ \frac{dy}{d\tau} = z \\ \varepsilon_1 \varepsilon_2 \frac{dz}{d\tau} = \gamma - (\varepsilon_1 + \varepsilon_2)z - (1 + \varepsilon_2 \cos \varphi + S \varepsilon_2 \cos \varphi)y - S \sin \varphi \\ \text{где } S = \begin{cases} 1, \text{ при } U_{\text{упр}} \geq U_{\text{пор2}} - (U_{\text{пор2}} - U_{\text{пор1}}) * S_{old} \\ 0, \text{ при } U_{\text{упр}} < U_{\text{пор2}} - (U_{\text{пор2}} - U_{\text{пор1}}) * S_{old} \end{cases} \end{array} \right. \quad (41)$$

Также в системе (41) необходимо учесть, что входное напряжение, поступающее на управляющий вход триггера Шмитта, задается как $K_{F2}(p) * F(\varphi)$ или в более развернутом виде, как $\frac{\sin \varphi}{1+pT_1}$, а напряжения переключения $U_{\text{пор1}}$ и $U_{\text{пор2}}$ подбираются экспериментально.

3.4 Заключение по Главе 3

Проведена модификация цепи управления системы ФАП с целью добавления в систему возбуждимого режима. В цепь управления системы ФАП добавлен электронно-управляемый ключ и цепь управления для этого ключа в виде триггера Шмитта. На генераторе с модифицированным фильтром продемонстрировано сохранение всех основных режимов генерации. Проведено исследование перехода генератора в возбуждимый режим и обратно в режим автоколебаний. Показано, что решающую роль при этом переходе оказывает площадь подаваемого стимула. На основе электрической принципиальной схемы генератора с модифицированным фильтром была записана математическая модель, учитывающая функцию переключения.

3.4.1 По результатам данной главы на защиту выносятся следующие положение:

Электронная реализация нейроподобного генератора на основе ФАП с модифицированной добавлением электронно-управляемого ключа цепью управления позволяет реализовать возбуждимый режим, в котором генерация возможна как отклик на внешний импульс.

Глава 4. Исследование коллективной динамики двух нейроноподобных генераторов, связанных через мемристивное устройство

В последние годы в нейробиологии и понимании принципов функционирования мозга произошел сдвиг от классической «нейронной» доктрины, в которой структурно-функциональной единицей нервной системы считался единичный нейрон, к «нейросетевой» доктрине, которая выдвигает нейронный ансамбль как функциональную единицу, способную генерировать активность, ответственную за проявление высшей нервной деятельности [172]. Такие группы нейронов имеют достаточно хорошо упорядоченную структуру, а также нелинейную связь между отдельными элементами именуемую в биологии синапсом. Иными словами, синапс представляет собой контакт между отростками двух нейронов и выполняет функцию направленной передачи сигнала от нейрона, называемого пресинаптическим, к постсинаптическому нейрону.

Основной механизм работы синапса описывается следующим образом: как только потенциал действия достигает пресинаптического окончания, запускается каскад механизмов, приводящий к выбросу нейротрансмиттеров в синаптическую щель. Нейротрансмиттеры, попавшие на постсинаптическое окончание, открывают ионные каналы постсинаптического нейрона. Возникающие ионные постсинаптические токи изменяют концентрацию ионов и, как следствие, мембранный потенциал. Величина постсинаптического тока, возникающая в результате выброса нейротрансмиттера, непостоянна даже среди синапсов одного нейрона и называется силой или весом синаптической связи. Более того, сила связи непостоянна во времени и зависит от предыдущей активности пре- и постсинаптического нейронов. Такое временное изменение силы связи называется синаптической пластичностью.

Помимо долговременных изменений силы синаптических связей, которые рассматриваются в качестве главного механизма обучения и памяти, имеют место кратковременные изменения, причиной которых являются метаболические особенности нейрона, в том числе расходование ресурса нейротрансмиттера и накопление ионов Ca^{2+} в клетке. Эти процессы действуют на временных масштабах

до нескольких секунд и обеспечивают частотную зависимость синапса [173].

Мемристивные устройства считаются идеальным кандидатом на роль синаптических связей в электронной нейронной сети, позволяя воспроизводить эффекты пластичности и организовывать обучение.

Для реализации правил обучения в спайковых нейронных сетях на основе мемристоров повсеместно используется модель spike-timing-dependent plasticity (STDP) [174], которая сама по себе не отвечает за все многообразие биохимических процессов и описывает лишь один из многих факторов, определяющих синаптическую пластичность [122]. Более того, в случае мемристоров модель STDP реализуется по упрощенному алгоритму, основанному на временном перекрытии пре- и постсинаптических спайков [175,176].

Этот механизм позволяет реализовать частотные правила обучения [177,178], но, по сути, сводится к тому же программированию резистивного состояния мемристора путем подбора параметров (амплитуда, длительность) перекрывающихся спайков. Это существенно усложняет электрические схемы разрабатываемых нейронных сетей и не обеспечивает их высокого быстродействия, хотя по-прежнему актуально для создания малоразмерных демонстрационных прототипов спайковых нейронных сетей. Гораздо более биологически релевантный подход к реализации пластичности состоит в использовании многоуровневой динамики мемристивных устройств, связанной с многообразием транспортных явлений для ионов, электронов и фононов в разных временных масштабах, отвечающих за эффект резистивного переключения. В рамках данного подхода все больше физико-математических представлений на основе динамических моделей мемристоров второго и третьего порядка [179-183] привлекаются для описания многоуровневой динамики мемристивных устройств, проявляющейся в их сложном экспериментальном отклике на электрические сигналы. В качестве динамической переменной второго порядка, которая модулирует изменение проводимости мемристора, были использованы температура (локальный разогрев) [179, 182] и подвижность кислородных вакансий [180], что позволило продемонстрировать частотно-зависимые эффекты без

перекрытия во времени пре- и постсинаптических спайков. В первом случае использованы специальные подогревающие импульсы, а во втором случае авторы опираются на тонкие изменения в динамике ионной миграции. Накопление заряда в активном слое мемристора также может быть обеспечивать динамику второго порядка, что ранее было показано в абстрактных математических моделях [181,184], а также экспериментально проверено в структурах FRAM [185].

4.1 Мемристивное устройство

В качестве мемристивного устройства в данной работе была предложена физическая модель, базирующаяся на динамической модели Чуа [186]. Данная модель хорошо описывает поведение технологически отработанных структур «металл-оксид-металл» с резистивным переключением [187] и использует в качестве второй динамической переменной электрический заряд, захваченный на электронных ловушках, присутствующих в металл-оксидных структурах. Кроме того она предполагает параллельное протекание тока через проводящие и непроводящие области в оксидном материале под действием внешнего напряжения по аналогии с [179] и учитывает параметры и механизмы микроскопических явлений ионного и электронного транспорта, экспериментально определенные для изготовленных в данной работе мемристивных устройств с оптимизированным функциональным слоем $ZrO_2(Y)(10 \text{ нм}) / Ta_2O_5(10 \text{ нм})$ [187]. В динамической модели рассматриваются два параметра состояния:

1) x – доля проводящей части мемристора, меняющаяся в пределах от 0 до 1 [188]. При $x = 1$ мемристивная структура находится в полностью проводящем состоянии – состоянии с низким сопротивлением (СНС). При $x = 0$ реализуется другое крайнее состояние – состояние с высоким сопротивлением (СВС).

2) N – концентрация заряженных ловушек. В соответствии с результатами экспериментального исследования электрофизических свойств [189] предполагается, что в рассматриваемой структуре $Au/Ta/ZrO_2/Ta_2O_5/TiN/Ti$ на границе оксид - металл имеются нейтральные электронные ловушки. При протекании тока часть электронов захватывается этими ловушками, в результате чего в структуре возникает заряженный слой. Создаваемое ловушками

электрическое поле влияет на энергетический барьер для прыжков ионов. Электроны могут покидать ловушки за счет процессов термогенерации. Таким образом, величина заряда ловушек является функцией времени и прошедшего через структуру заряда.

В общем виде кинетическое уравнение для концентрации заряженных ловушек можно записать как:

$$\frac{dN}{dt} = \frac{I\sigma}{eS}(N_t - N) - \sigma v_0 N_c e^{-\frac{E_c - E_t}{kT}} N \quad (42)$$

где I – ток (А), σ – сечение захвата электрона на ловушку (10^{-17} см^2), e – заряд электрона ($1,6 \cdot 10^{-19}$ Кл), S – площадь структуры ($4 \cdot 10^{-6} \text{ см}^2$), N_t – концентрация ловушек (10^{13} см^{-2}), v_0 – скорость насыщения электронов (10^7 см/с), N_c – эффективная плотность состояний в зоне проводимости ($2,5 \cdot 10^{19} \text{ см}^{-3}$ в дефектной α -зоне), $(E_c - E_t)$ – глубина уровня ловушки (0,19 эВ). После подстановки всех параметров получаем уравнение состояния:

$$\frac{dN}{dt} = 1,5 * 10^7 * I(10^{13} - N) - 1,7 * 10^6 * N \quad (43)$$

Первое слагаемое описывает процесс захвата электронов, второе – процесс освобождения. В модели учтено влияние последовательного сопротивления, которое всегда используется в эксперименте (для ограничения и измерения тока через мемристор).

Эквивалентная схема для такой системы «мемристор + резистор» представлена на рисунке 45. Внешнее напряжение в такой схеме делится между резистором и мемристором, поэтому для расчета эффектов, связанных с внутренним электрическим полем в мемристивной структуре необходимо определять долю внешнего напряжения, падающего на мемристоре.

Уравнение состояния для x в этом случае имеет следующий вид:

$$\frac{dx}{dt} = 10^{13} * \text{Exp} \left(- \frac{E_b \pm \beta N - \frac{0,08 * U}{1 + (x\sigma_1 + (1-x)\sigma_2 R_c)}}{kT} \right) \quad (44)$$

где E_b – барьер для прыжка ионов кислорода, U – полное внешнее напряжение на схеме «мемристор + резистор», R_c – последовательное сопротивление для

измерения или ограничения тока (100-1000 Ом), σ_1 – проводимость в СНС ($2 \cdot 10^{-4} \text{ Ом}^{-1}$), σ_2 – проводимость в СВС ($3 \cdot 10^{-6} \text{ Ом}^{-1}$), β – коэффициент влияния заряда на ловушках на изменение потенциального барьера (10^{-15}).

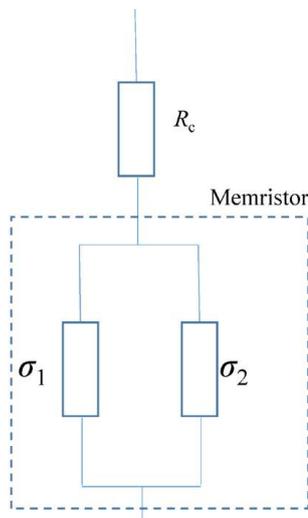


Рис.45. Эквивалентная схема для системы «мемристор + резистор».

Предполагается, что заряд на ловушках создает поле заряженной плоскости и, в зависимости от полярности внешнего напряжения и направления прыжков ионов, может увеличивать или уменьшать потенциальный барьер E_b . При положительной полярности знак перед βN «+», при отрицательной – «-». Максимальное изменение барьера при полностью заряженных ловушках ($N = 10^{13} \text{ см}^{-2}$) составляет 0,01 эВ. Этот параметр может считаться подгоночным, поскольку диэлектрическая проницаемость может оказаться меньше, чем у совершенного диоксида циркония, и поле может быть в большей степени неоднородным (граница, на которой расположены ловушки, может сильно отличаться от идеальной плоскости). Анализ механизмов электронного транспорта в разных состояниях структуры Au/Ta/ZrO₂/Ta₂O₅/TiN/Ti показал, что ВАХ в состояниях СНС и СВС с хорошей точностью описывается механизмом токов, ограниченных пространственным зарядом (ТОПЗ), причем отклонение от линейной зависимости наблюдаются при больших напряжениях вблизи напряжений переключения. Поэтому выходную характеристику мемристора запишем в приближении линейности ВАХ (на данном этапе):

$$I = \frac{U}{\frac{1}{(x\sigma_1 + (1-x)\sigma_2)} + R_c} \quad (45)$$

Таким образом, в соответствии с обобщенным определением Чуа имеем следующую систему уравнений для мемристивной системы «мемристор + резистор»:

$$\left\{ \begin{array}{l} I = \frac{U}{\frac{1}{(x\sigma_1 + (1-x)\sigma_2)} + R_c}, \\ \frac{dx}{dt} = 10^{13} * \text{Exp} \left(-\frac{E_b \pm \beta N - \frac{0,08 * U}{1 + (x\sigma_1 + (1-x)\sigma_2 R_c)}}{kT} \right), \\ \frac{dN}{dt} = 1,5 * 10^7 * I(10^{13} - N) - 1,7 * 10^6 * N \end{array} \right. \quad (46)$$

4.2 Исследование нелинейной частотной зависимости проводимости мемристивного элемента

В рамках данной работы было проведено исследование нелинейной частотной зависимости проводимости мемристивного элемента в следствии действия на него периодических сигналов специальной формы качественно повторяющих динамику живого нейрона. В качестве источника данных сигналов была применена модель нейроподобного генератора на основе системы ФАП с полосовым фильтром. На первом этапе данного исследования было проведено численное моделирование динамики проводимости мемристивного элемента. Для этих целей на основании экспериментально полученных вольт-амперных характеристик мемристора были рассчитаны значения следующих параметров: $\sigma_1 = 2 \cdot 10^{-4} \text{ Ом}^{-1}$, $\sigma_2 = 3 \cdot 10^{-6} \text{ Ом}^{-1}$, $(E_c - E_t) = 0.68 \text{ eV}$, $R_c = 100 \text{ Ом}$, $\beta = 8 \cdot 10^{-15} \text{ eV} \cdot \text{cm}^2$, $T = 557 \text{ K}$, $|V_{set}| = |V_{reset}| = 1.25 \text{ V}$. Так же в рамках численного моделирования были рассмотрены различные динамические режимы модели нейроподобного генератора, такие как регулярная импульсная активность, регулярная пачечная активность и хаотическая активность, которые хорошо соответствуют разнообразию активности биологических нейронов.

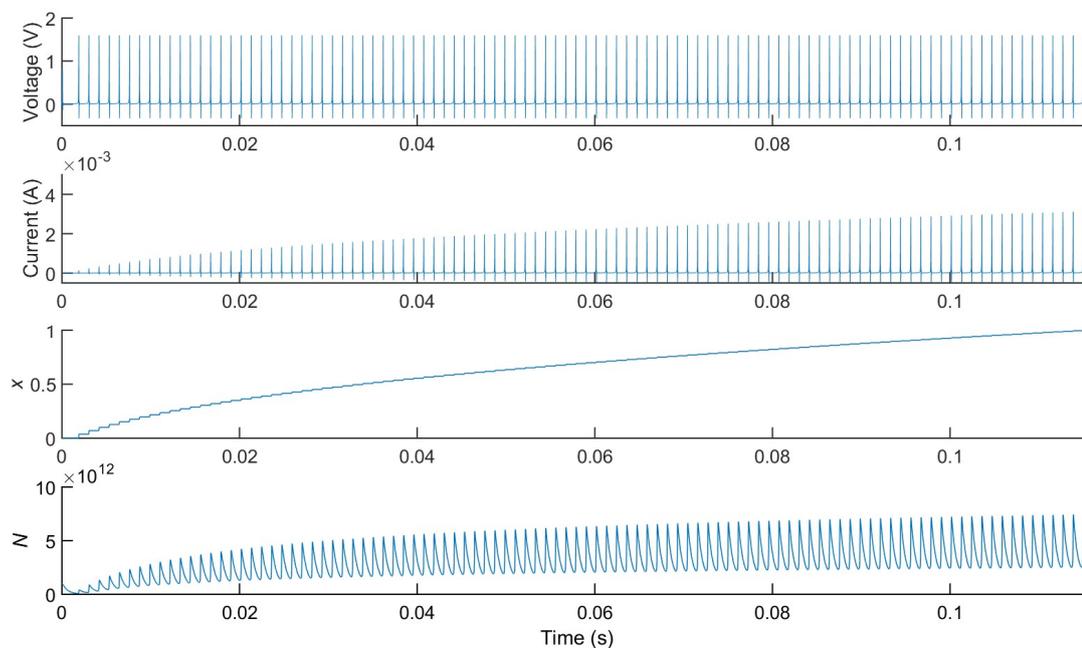


Рис. 46 Результаты численного моделирования мемристора, управляемого регулярными одиночными импульсами с частотой 875 Гц. Панели (сверху вниз) показывают напряжение, ток и внутренние переменные состояния мемристора.

При моделировании динамики мемристора под действием сигналов регулярной импульсной активности была обнаружена четкая зависимость изменения проводимости мемристивного устройства от частоты импульсов.

Например, при частоте следования импульсов 875 Гц сопротивление мемристора уменьшается до минимального значения за 100 импульсов (рис. 46), тогда как для такого же изменения на частоте 7,96 кГц требуется 275 импульсов (рис. 47).

В случае сигналов регулярной пачечной активности, происходит объединение отдельных импульсов в пачки, при этом в сигнале появляется несколько частотных составляющих. Причем период пачки может в десять раз отличаться от периода отдельных импульсов в пачке. Численное моделирование показало, что изменение проводимости мемристора под действием внутренних импульсов в пачке неодинаково. Иными словами, реакция мемристора на первый импульс в пачке значительно больше чем на последующие. Данный эффект можно объяснить влиянием накапливающегося заряда на ловушках, что приводит к изменению (например, к увеличению) потенциального барьера для миграции

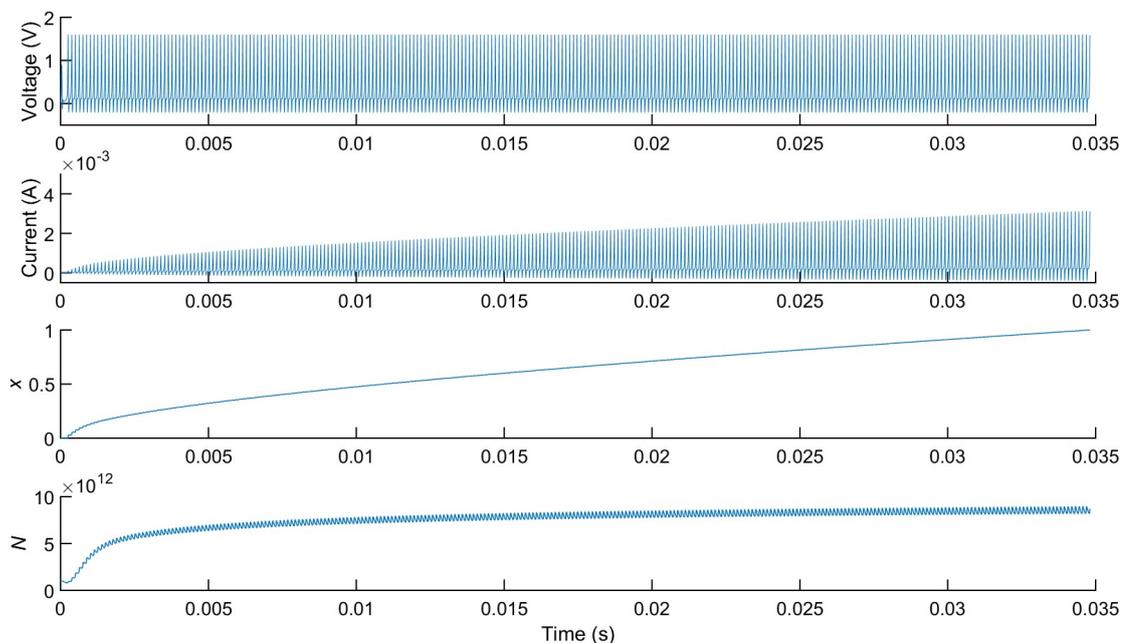


Рис. 47 Результаты численного моделирования мемристора, управляемого регулярными одиночными импульсами с частотой 7.96 кГц. Панели (сверху вниз) показывают напряжение, ток и внутренние переменные состояния мемристора.

ионов. Результаты численного моделирования динамики мемристора под действием сигнала регулярной пачечной активности представлены на рисунке 48.

Аналогичный эффект наблюдается и в случае хаотической импульсной активности. В частности, достаточно медленное изменение сопротивления мемристора наблюдается при высоких частотах следования импульсов, когда ловушки не успевают высвободить заряд в промежутках между импульсами (рис. 49).

Кроме численного моделирования динамики проводимости мемристивного элемента, было проведено экспериментальное исследование. Для проведения экспериментального исследования динамики проводимости мемристивного элемента при воздействии на него сигналов нейроподобного генератора на основе системы ФАП, была собрана экспериментальная установка, включающая в себя экспериментальное мемристивное устройство, многофункциональное устройство ввода-вывода NI USB 6211 и аппаратной модели нейроподобного генератора на основе системы ФАП с полосовым фильтром. Отклик мемристивного устройства

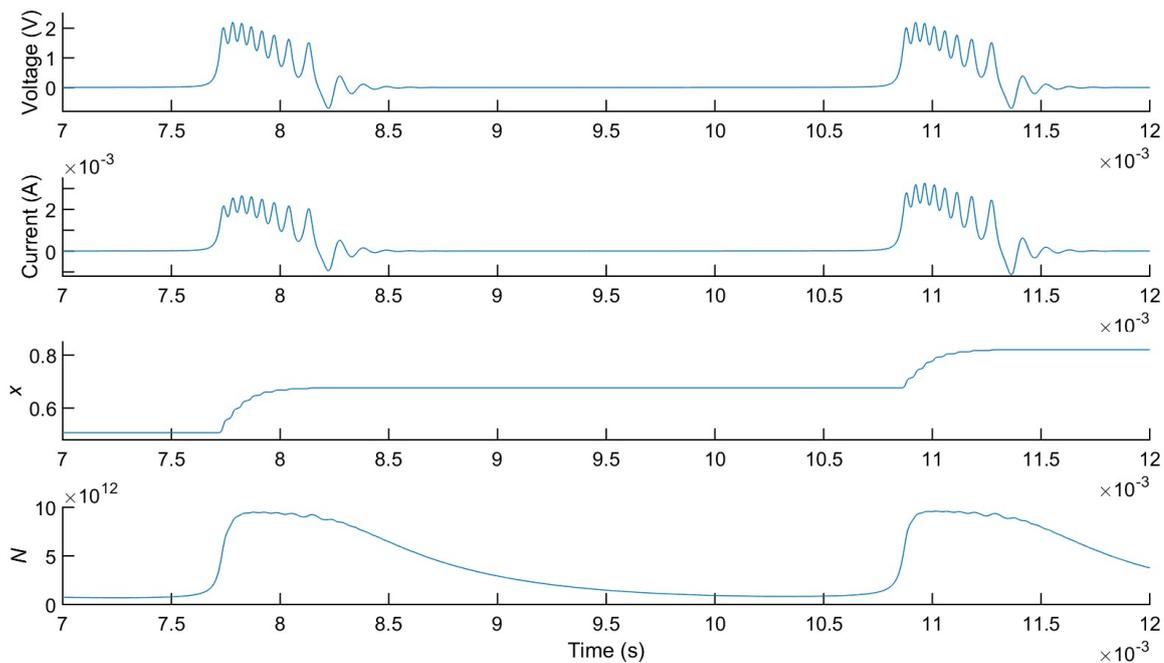


Рис. 48 Результаты численного моделирования мемристора, управляемого регулярными пачечными импульсами с частотой следования пачек 318 Гц. Панели (сверху вниз) показывают напряжение, ток и внутренние переменные состояния мемристора.

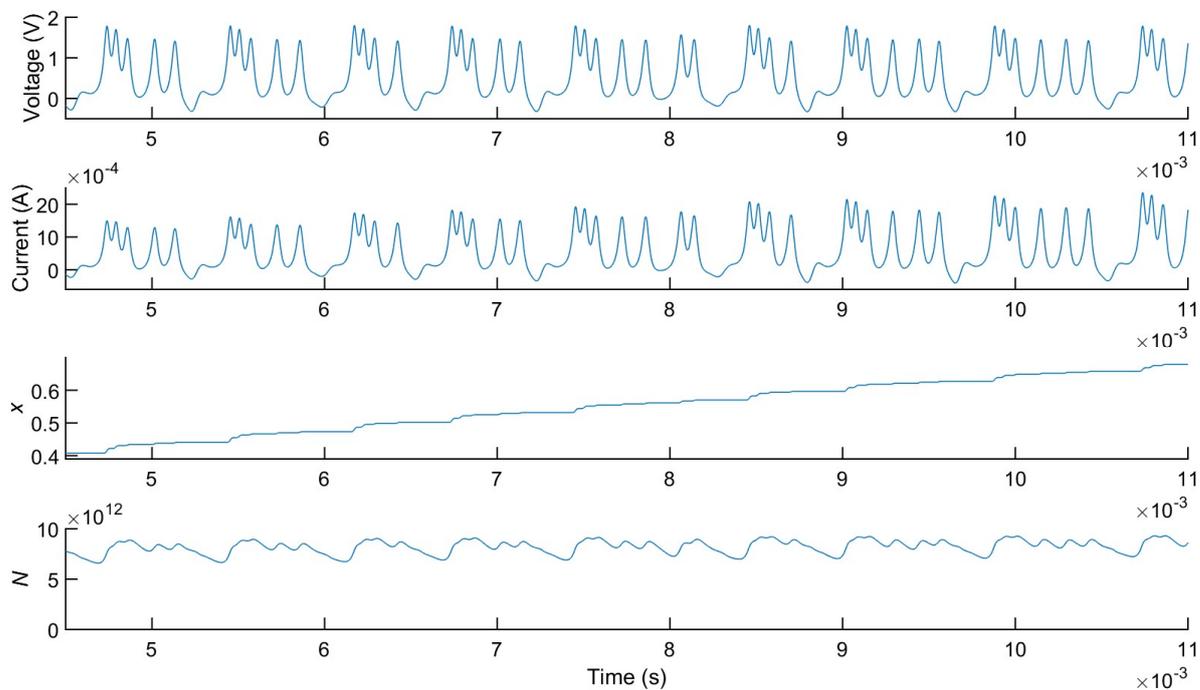


Рис. 49 Результаты численного моделирования мемристора, управляемого хаотическими импульсами. Панели (сверху вниз) показывают напряжение, ток и внутренние переменные состояния мемристора.

регистрировали по падению напряжения на последовательно соединенных резистор $R_c = 100 \text{ Ом}$. Частотные эффекты в динамике устройств изучались путем регистрации токовой реакции мемристора на периодические последовательности импульсов с различной частотой следования в диапазоне 0,3-10 кГц. В таких экспериментах амплитуда импульсов превышала пороговое напряжение переключения (отрицательное), и такая полярность импульсов соответствовала потенциации мемристора (т.е. переходу в состояние минимального сопротивления).

В рамках экспериментального исследования было показано, что количество импульсов, необходимых для завершения потенцирования, зависит от частоты импульсов. Данный результат в сравнении с результатами численного моделирования представлены на рисунке 50.

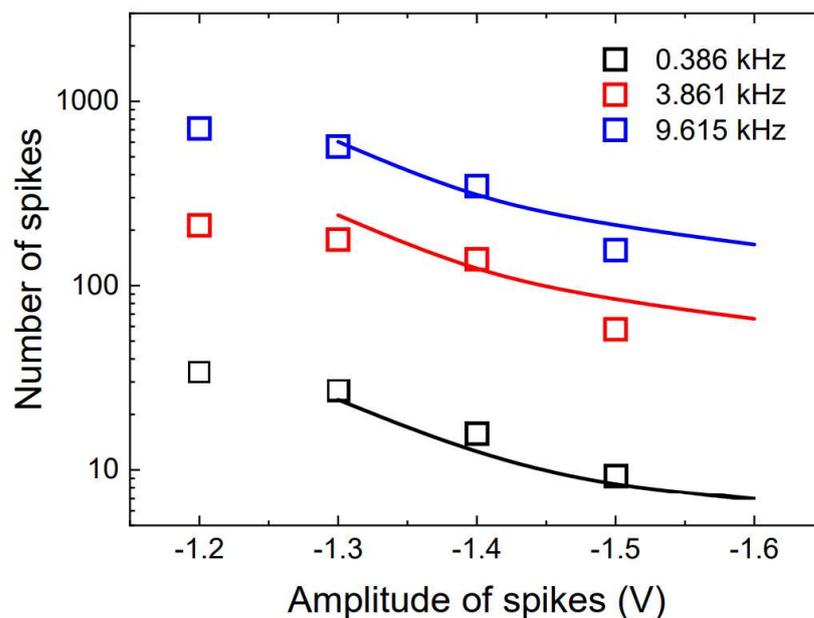


Рис. 50 Зависимость количества импульсов, необходимых для завершения потенцирования, зависит от амплитуды и частоты импульсов (квадратными маркерами указаны экспериментальные данные, сплошной линией – данные численного моделирования).

Из анализа рисунка 50 хорошо видно, что экспериментально полученная зависимость количества импульсов, необходимых для завершения потенцирования мемристивного устройства, совпадает с аналогичной зависимостью, полученной в рамках численного моделирования. Также, следует отметить, что кроме частоты

импульсов на скорость потенциации мемристора влияет еще и амплитуда импульсов. Это связано с особенностями управления состоянием мемристора и хорошо согласуется уравнениями математической модели (45). Модель лучше всего работает при напряжениях импульсов выше 1,3 В, где стохастичность мемристора наименее выражена (стохастические эффекты становятся действительно важными при напряжениях, близких к пороговым). В этой области амплитуд импульсов хорошо прослеживается общая закономерность: с уменьшением амплитуды импульсов увеличивается число импульсов, необходимых для потенцирования мемристора. Увеличение частоты импульсов также вызывает увеличение количества импульсов, необходимых для завершения потенцирования.

Полученный результат демонстрирует наличие частотной зависимости в динамике мемристора и является основой для воспроизведения эффекта кратковременной синаптической пластичности. Последняя проявляется в изменении эффективности синапса в течение времени таким образом, что текущая эффективность отражает историю пресинаптической активности.

4.3 Анализ синхронизации двух нейроноподобных генераторов, связанных через мемристивное устройство

Исследован режим синхронизации двух, соединенных через мемристивное устройство, электронный нейроноподобных генераторов на основе системы ФАП с полосовым фильтром. В случае взаимодействия двух генераторов с различными собственными частотами, по аналогии с описанным выше случаем, ведущий нейрон последовательно каждым импульсом изменяет состояние мемристора в сторону увеличения проводимости. Это приводит к увеличению тока, протекающего через мемристор, и, как следствие, к увеличению силы взаимодействия двух нейронов. Такое увеличение силы взаимодействия делает возможным синхронизацию двух нейронов, что подтверждается совпадением частот колебаний и медленным изменением разности фаз колебаний. Осциллограммы синхронного и асинхронного режимов генерации 2-х нейроноподобных генераторов на основе системы ФАП, связанных через мемристив-

ное устройство представлены на рисунках 51-52.

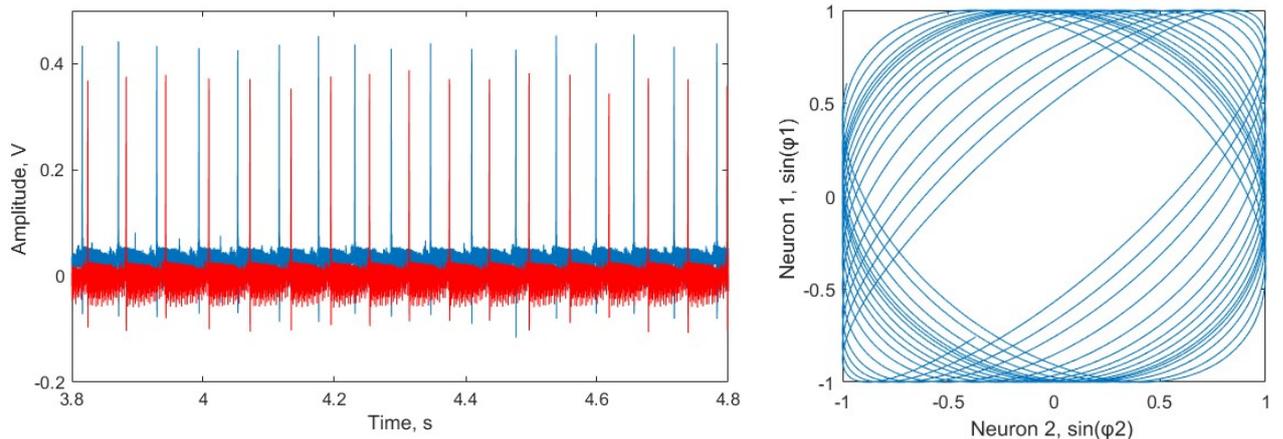


Рис. 51 Осциллограмма синхронизации 2-х нероподобных генераторов, связанных через мемристивное устройство (слева), фигура Лиссажу для этого случая (справа)

Для наглядной демонстрации наличия или отсутствия синхронизации, на этих рисунках приведены фигуры Лиссажу. Однако, следует отметить, что построение фигур Лиссажу непосредственно от осциллограмм активности нейроподобных генераторов является не корректной задачей в следствии недостаточного временного перекрытия импульсов. Поэтому для построения данных фигур, в качестве источника сигнала использовались функции $\sin(\varphi_1)$ и $\sin(\varphi_2)$, где (φ_1) и (φ_2) фазы импульсов соответствующих нейроподобных генераторов.

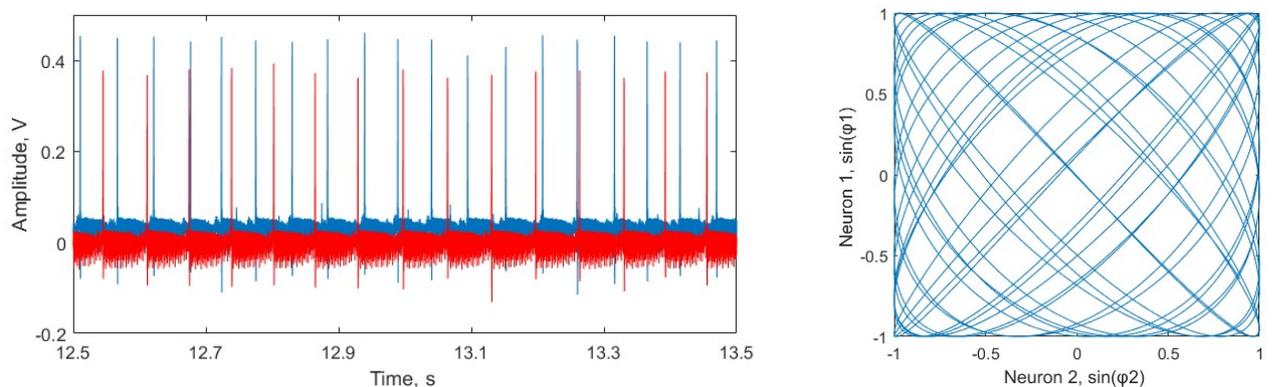


Рис. 52 Осциллограмма отсутствия синхронизации 2-х нероподобных генераторов, связанных через мемристивное устройство (слева), фигура Лиссажу для этого случая (справа)

Из анализа осциллограмм и фигур Лиссажу, видно, что синхронизация колебаний двух генераторов ФАП сильно зависят от состояния мемристового устройства и проявляется в тех временных интервалах, для которых средняя разность частот близка к нулю, а разность фаз меняется медленно. Этот временной интервал соответствует росту тока, протекающего через мемристор, и усилению взаимодействия двух нейронов, что позволяет синхронизировать их колебания. В дальнейшем состояние мемристового устройства продолжает смещаться в сторону проводящего состояния, и слишком сильная связь нарушает синхронизацию. Данный процесс хорошо иллюстрируют графики разности частот и фаз на рисунке 53.

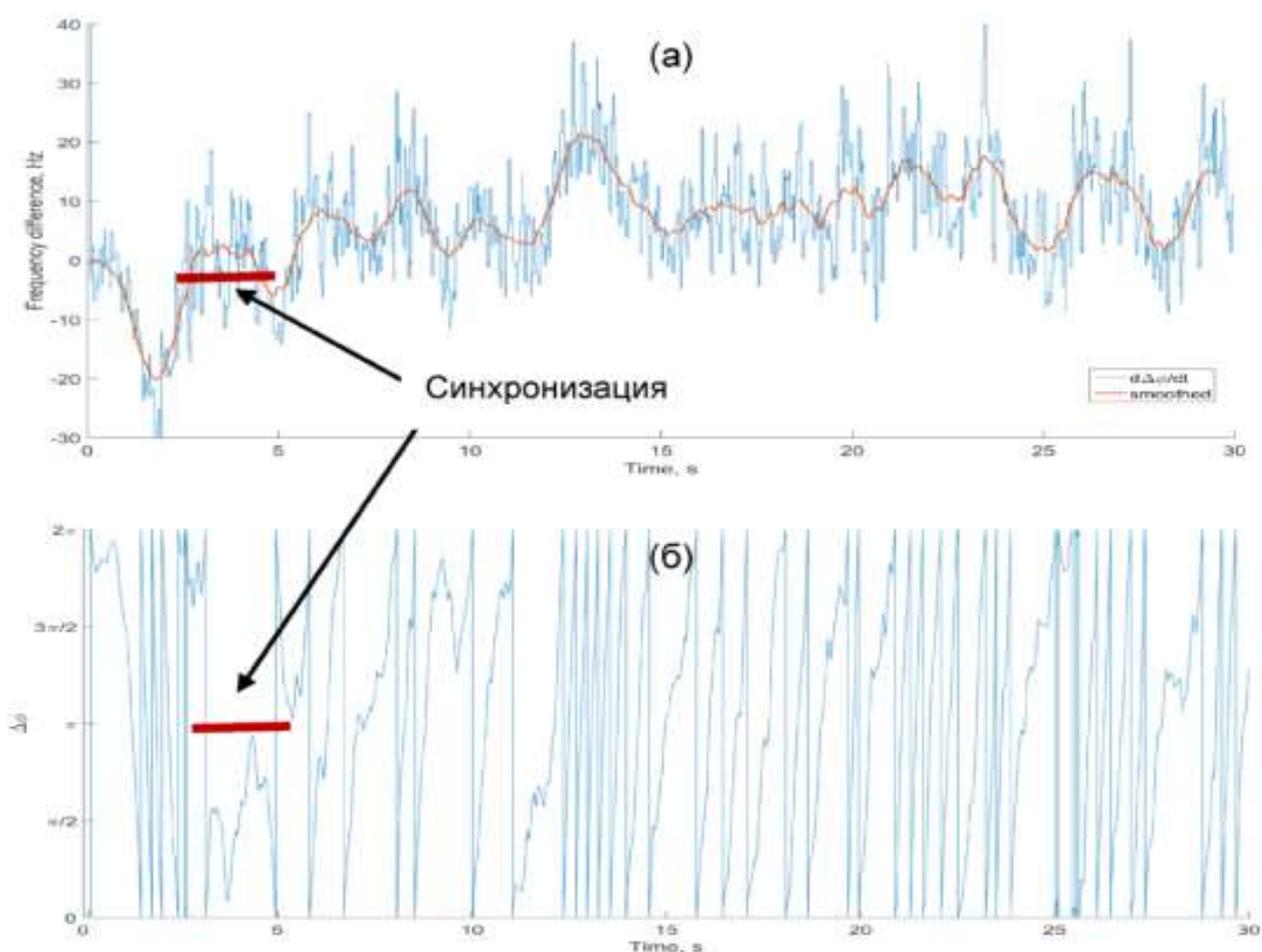


Рис. 53 Графики разности частот (а) и фаз (б) 2-х нероподобных генераторов, связанных через мемристовое устройство

Таким образом, образом можно сделать вывод о том, что синхронизация 2-х нейроноподобных генераторов на основе системы ФАП, связанных через

мемристивное устройство, возможна, однако она носит временный характер, в следствии постоянного изменения параметра проводимости мемристивного устройства под постоянным воздействием импульсов одного из генераторов.

4.4 Заключение по Главе 4

Получены нелинейные частотные значимости проводимости мемристивного элемента в результате действия на него импульсов, подаваемых с нейроноподобного генератора на основе системы ФАП. Показано, что такая динамика мемристивного элемента качественно повторяет динамику кратковременной пластичности биологического синапса. Исследована коллективная динамика двух нейроноподобных генераторов, связанных через мемристивное устройство, и показано, что при такой организации связи возможна синхронизация, причем синхронизация носит временный характер в следствии постоянного изменения характеристики проводимости мемристивного элемента

4.4.1 По результатам данной главы на защиту выносятся следующие положение:

Использование мемристивного элемента позволяет воспроизвести частотную зависимость пластичности синапса при связывании двух нейроноподобных генераторов на основе систем ФАП и достичь их синхронизации.

ЗАКЛЮЧЕНИЕ

В рамках выполнения задач, поставленных в данной работе, спроектирована и выполнена электронная реализация нейроноподобного генератора на основе системы ФАП. На электронном генераторе получены осциллограммы сигналов, имеющие прототипы в реальных нейрофизиологических экспериментах. Наблюдаемые экспериментально динамические режимы полностью повторяют динамику математической модели. Построены разбиения пространства параметров на области существования основных динамических режимов аппаратной реализации генератора, совпадающие с областями существования этих режимов в исходной математической модели. Получены и исследованы осциллограммы откликов нейроноподобного генератора на внешнее периодическое воздействие.

Выполнена реконструкция параметров исходной математической модели генератора ФАП с полосовым фильтром по экспериментально полученным данным. Результат реконструкции математической модели нейроноподобного генератора по временным рядам аппаратной модели показал хорошее совпадение параметров этих моделей.

Проведена модификация цепи управления системы ФАП с целью добавления в систему возбудимого режима. В цепь управления системы ФАП добавлен электронно-управляемый ключ и цепь управления для этого ключа в виде триггера Шмитта. На генераторе с модифицированным фильтром продемонстрировано сохранение всех основных режимов генерации. Проведено исследование перехода генератора в возбудимый режим и обратно в режим автоколебаний. Показано, что решающую роль при этом переходе оказывает площадь подаваемого стимула. На основе электрической принципиальной схемы генератора с модифицированным фильтром была записана математическая модель, учитывающая функцию переключения.

Получены нелинейные частотные значимости проводимости мемристивного элемента в результате действия на него импульсов подаваемых с нейроноподобного генератора на основе системы ФАП. Исследована коллективная динамика двух нейроноподобных генераторов, связанных через мемристивное

устройство, и показано, что при такой организации связи возможна синхронизация, причем синхронизация носит временный характер вследствие постоянного изменения характеристики проводимости мемристивного элемента.

Список использованных источников

1. Mahowald M., Douglas R. A silicon neuron. // *Nature*. – 1991. – Vol. 354. – № 6354. – P. 515–518.
2. Binczak S., Jacquir S, Bilbault J-M, Kazantsev V.B., Nekorkin V.I. Experimental study of electrical FitzHugh-Nagumo neurons with modified excitability // *Neural Networks*. – 2006. – Vol. 19, – № 5. – P. 684–693.
3. Kulminskiy D., Ponomarenko V., Prokhorov M., Hramov A. Synchronization in ensembles of delay-coupled nonidentical neuronlike oscillators. // *Nonlinear Dyn.* – 2019. – Vol. 98, – №1. – P. 735–748.
4. Wang Y., Liu S-C. A two-dimensional configurable active silicon dendritic neuron array. // *IEEE Trans. Circ. Syst. I: Reg. Pap.* – 2011. – Vol. 58, – № 9. – P. 2159–2171.
5. Rasche C., Douglas R. An improved silicon neuron. // *Analog Integr Circuits Signal Process.* – 2000. – Vol. 23. – P. 227–236.
6. Li F., Liu Q., Guo H., Zhao Y., Tang J., Ma J. Simulating the electric activity of Fitzhugh- Nagumo neuron by using Josephson junction model. // *Nonlinear Dyn.* – 2012. – Vol. 69, – № 4. – P. 2169–2179.
7. Soula H., Chow C. C. Stochastic dynamics of a finite-size spiking neural network // *Neural Computation*. – 2007. – T. 19. – №. 12. – C. 3262-3292.
8. Cardarilli G. C. et al. Spiking neural networks based on LIF with latency: Simulation and synchronization effects // *2013 Asilomar Conference on Signals, Systems and Computers*. – IEEE, 2013. – C. 1838-1842.
9. Gong Y. et al. Optimal spike coherence and synchronization on complex Hodgkin–Huxley neuron networks // *ChemPhysChem*. – 2005. – T. 6. – №. 6. – C. 1042-1047.
10. Vreeswijk C., Hansel D. Patterns of synchrony in neural networks with spike adaptation // *Neural computation*. – 2001. – T. 13. – №. 5. – C. 959-992.
11. Shen Y., Hou Z., Xin H. Transition to burst synchronization in coupled neuron networks // *Physical Review E*. – 2008. – T. 77. – №. 3. – C. 031920.

12. Yu Q. et al. A spiking neural network system for robust sequence recognition //IEEE transactions on neural networks and learning systems. – 2015. – Т. 27. – №. 3. – С. 621-635.
13. Park S. et al. Fast and efficient information transmission with burst spikes in deep spiking neural networks //2019 56th ACM/IEEE Design Automation Conference (DAC). – IEEE, 2019. – С. 1-6.
14. Park S. et al. T2FSNN: deep spiking neural networks with time-to-first-spike coding //2020 57th ACM/IEEE Design Automation Conference (DAC). – IEEE, 2020. – С. 1-6.
15. Afraimovich V.S., Rabinovich M.I., Varona P. Heteroclinic contours in neural ensembles and the winnerless competition principle. // Int J Bifurcation Chaos – 2004. – Vol. 14, – № 04. – P. 1195–208.
16. Rabinovich M.I., Zaks M.A., Varona P. Sequential dynamics of complex networks in mind: Consciousness and creativity. // Phys. Rep. – 2020. – Vol. 883. – P. 1–32.
17. Medvedeva T.M., Sysoeva M.V., Lüttjohann A., van Luijtelaar G., Sysoev I.V. Dynamical mesoscale model of absence seizures in genetic models. // PLoS One. – 2020. – Vol. 15. – P. e239125.
18. Мищенко М. А., Шалфеев В. Д., Матросов В. В. Нейроподобная динамика в системе фазовой синхронизации //Известия высших учебных заведений. Прикладная нелинейная динамика. – 2012. – Т. 20. – №. 4. – С. 122-130.
19. Шалфеев В.Д., Матросов В.В. Нелинейная динамика систем фазовой синхронизации, Нижний Новгород: изд-во ННГУ, 2013. 366 с.
20. Цукерман В.Д. и др. Математическая модель пространственного кодирования в гиппокампальной формации. I. Нейродинамика решетчатых клеток //Математическая биология и биоинформатика. – 2012. – Т. 7. – №. 1. – С. 206-243.
21. Seiffert U. (ed.). Self-organizing neural networks: Recent advances and applications. – 2001.

22. Hazan H. et al. Unsupervised learning with self-organizing spiking neural networks //2018 International Joint Conference on Neural Networks (IJCNN). – IEEE, 2018. – С. 1-6.
23. Lazar A., Pipa G., Triesch J. SORN: a self-organizing recurrent neural network //Frontiers in computational neuroscience. – 2009. – Т. 3. – С. 23.
24. Nichols E., McDaid L. J., Siddique N. H. Case study on a self-organizing spiking neural network for robot navigation //International Journal of Neural Systems. – 2010. – Т. 20. – №. 06. – С. 501-508.
25. Han H. G. et al. Nonlinear model predictive control based on a self-organizing recurrent neural network //IEEE transactions on neural networks and learning systems. – 2015. – Т. 27. – №. 2. – С. 402-415.
26. Ramakrishnan S., Wunderlich R., Hasler J., George S. Neuron array with plastic synapses and programmable dendrites. // IEEE Trans. Biomed. Circuits Syst. – 2013. – Vol. 7, – № 5. – P. 631–642.
27. Strukov D.B., Snider G.S., Stewart D.R., Williams R.S. The missing memristor found // Nature. – 2008. – Vol. 453. – №. 7191. – P. 80-83.
28. Hodgkin A. L. **Ошибка! Источник ссылки не найден.**, Huxley A. F. A quantitative description of membrane current and its application to conduction and excitation in nerve //The Journal of physiology. – 1952. – Т. 117. – №. 4. – С. 500.
29. Rabinovich M. I. et al. Dynamical principles in neuroscience //Reviews of modern physics. – 2006. – Т. 78. – №. 4. – С. 1213.
30. Nabetani S. et al. Complex nonlinear dynamics of the Hodgkin–Huxley equations induced by time scale changes //Biological cybernetics. – 2001. – Т. 85. – №. 1. – С. 51-64.
31. Saighi S. et al. A library of analog operators based on the Hodgkin-Huxley formalism for the design of tunable, real-time, silicon neurons //IEEE transactions on biomedical circuits and systems. – 2010. – Т. 5. – №. 1. – С. 3-19.

32. Fromherz P., Stett A. Silicon-neuron junction: capacitive stimulation of an individual neuron on a silicon chip //Physical Review Letters. – 1995. – T. 75. – №. 8. – C. 1670.
33. Buhry L. et al. Automated parameter estimation of the Hodgkin-Huxley model using the differential evolution algorithm: application to neuromimetic analog integrated circuits //Neural computation. – 2011. – T. 23. – №. 10. – C. 2599-2625.
34. Indiveri G. et al. Neuromorphic silicon neuron circuits //Frontiers in neuroscience. – 2011. – T. 5. – C. 73.
35. Rutherford G. H. et al. Analog implementation of a Hodgkin–Huxley model neuron //American Journal of Physics. – 2020. – T. 88. – №. 11. – C. 918-923.
36. Patton R. J., Linkens D. A. Hodgkin-Huxley type electronic modelling of gastrointestinal electrical activity //Medical and Biological Engineering and Computing. – 1978. – T. 16. – №. 2. – C. 195-202.
37. Ma Q. et al. Bursting Hodgkin–Huxley model-based ultra-low-power neuromimetic silicon neuron //Analog Integrated Circuits and Signal Processing. – 2012. – T. 73. – №. 1. – C. 329-337.
38. Gulrajani R. M., Roberge F. A. The modelling of the Hodgkin-Huxley membrane with field-effect transistors //Medical and biological engineering. – 1976. – T. 14. – №. 1. – C. 31-41.
39. Miedema R. et al. flexhh: A flexible hardware library for hodgkin-huxley-based neural simulations //IEEE Access. – 2020. – T. 8. – C. 121905-121919.
40. Zou Q. et al. Real-time simulations of networks of Hodgkin–Huxley neurons using analog circuits //Neurocomputing. – 2006. – T. 69. – №. 10-12. – C. 1137-1140.
41. Shama F., Haghiri S., Imani M. A. FPGA realization of hodgkin-huxley neuronal model //IEEE Transactions on Neural Systems and Rehabilitation Engineering. – 2020. – T. 28. – №. 5. – C. 1059-1068.
42. Alvado L. et al. Hardware computation of conductance-based neuron models //Neurocomputing. – 2004. – T. 58. – C. 109-115.

43. FitzHugh R. Impulses and physiological states in theoretical models of nerve membrane //Biophysical journal. – 1961. – Т. 1. – №. 6. – С. 445-466.
44. Nagumo J., Arimoto S., Yoshizawa S. An active pulse transmission line simulating nerve axon //Proceedings of the IRE. – 1962. – Т. 50. – №. 10. – С. 2061-2070.
45. Дмитричев А. С. и др. Нелинейные динамические модели нейронов: Обзор //Известия высших учебных заведений. Прикладная нелинейная динамика. – 2018. – Т. 26. – №. 4. – С. 5-58.
46. Wang J., Zhang T., Deng B. Synchronization of FitzHugh–Nagumo neurons in external electrical stimulation via nonlinear control // Chaos, Solitons & Fractals. – 2007. – Т. 31. – №. 1. – С. 30-38.
47. Zhou J. et al. Identifying the topology of a coupled FitzHugh–Nagumo neurobiological network via a pinning mechanism // IEEE transactions on neural networks. – 2009. – Т. 20. – №. 10. – С. 1679-1684.
48. Komarov M.A., Osipov G.V., Zhou C.S. Heteroclinic contours in oscillatory ensembles // Physical Review E. – 2013. – Т. 87. – №. 2. – С. 022909.
49. Rajasekharan D. et al. Ferroelectric FET-based implementation of Fitzhugh-Nagumo neuron model //IEEE Transactions on Computer-Aided Design of Integrated Circuits and Systems. – 2021.
50. Egorov N. M. et al. Complex regimes in electronic neuron-like oscillators with sigmoid coupling //Chaos, Solitons & Fractals. – 2022. – Т. 160. – С. 112171.
51. Cosp J. et al. Implementation of compact VLSI FitzHugh-Nagumo neurons //2008 IEEE international symposium on circuits and systems. – IEEE, 2008. – С. 2370-2373.
52. Khanday F. A. et al. Low-voltage low-power integrable CMOS circuit implementation of integer-and fractional–order FitzHugh–Nagumo neuron model //IEEE Transactions on Neural Networks and Learning Systems. – 2018. – Т. 30. – №. 7. – С. 2108-2122.

53. Linares-Barranco B. et al. A CMOS implementation of FitzHugh-Nagumo neuron model //IEEE Journal of Solid-State Circuits. – 1991. – T. 26. – №. 7. – C. 956-965.
54. Chen M. et al. Bifurcation analyses and hardware experiments for bursting dynamics in non-autonomous memristive FitzHugh-Nagumo circuit //Science China Technological Sciences. – 2020. – T. 63. – №. 6. – C. 1035-1044.
55. Morris C., Lecar H. Voltage oscillations in the barnacle giant muscle fiber //Biophysical journal. – 1981. – T. 35. – №. 1. – C. 193-213.
56. Keynes R. D. et al. Calcium and potassium systems of a giant barnacle muscle fibre under membrane potential control //The Journal of physiology. – 1973. – T. 229. – №. 2. – C. 409.
57. Tsumoto K. et al. Bifurcations in Morris–Lecar neuron model //Neurocomputing. – 2006. – T. 69. – №. 4-6. – C. 293-316.
58. Hu X. et al. An electronic implementation for Morris–Lecar neuron model //Nonlinear Dynamics. – 2016. – T. 84. – №. 4. – C. 2317-2332.
59. Wagemakers A. et al. Building electronic bursters with the Morris–Lecar neuron model //International Journal of Bifurcation and Chaos. – 2006. – T. 16. – №. 12. – C. 3617-3630.
60. Behdad R. et al. Artificial electrical morris–lecar neuron //IEEE Transactions on Neural Networks and Learning Systems. – 2014. – T. 26. – №. 9. – C. 1875-1884.
61. Bao B. et al. Chaotic bursting dynamics and coexisting multistable firing patterns in 3D autonomous Morris–Lecar model and microcontroller-based validations //International Journal of Bifurcation and Chaos. – 2019. – T. 29. – №. 10. – C. 1950134.
62. Gholami M., Saeedi S. Digital cellular implementation of Morris-Lecar neuron model //2015 23rd Iranian Conference on Electrical Engineering. – IEEE, 2015. – C. 1235-1239.
63. Patel G. N., DeWeerth S. P. Analogue vlsi morris-lecar neuron //Electronics letters. – 1997. – T. 33. – №. 12. – C. 997-998.

64. Hayati M. et al. Digital multiplierless realization of two coupled biological Morris-Lecar neuron model //IEEE Transactions on Circuits and Systems I: Regular Papers. – 2015. – T. 62. – №. 7. – C. 1805-1814.
65. Ghiasi A., Zahedi A. Field-programmable gate arrays-based Morris-Lecar implementation using multiplierless digital approach and new divider-exponential modules //Computers and Electrical Engineering. – 2022. – T. 99. – C. 107771.
66. Hindmarsh J. L., Rose R. M. A model of neuronal bursting using three coupled first order differential equations //Proceedings of the Royal society of London. Series B. Biological sciences. – 1984. – T. 221. – №. 1222. – C. 87-102.
67. Storace M., Lınaro D., de Lange E. The Hindmarsh–Rose neuron model: bifurcation analysis and piecewise-linear approximations //Chaos: An Interdisciplinary Journal of Nonlinear Science. – 2008. – T. 18. – №. 3. – C. 033128.
68. Joshi S. K. Synchronization of Coupled Hindmarsh-Rose Neuronal Dynamics: Analysis and Experiments //IEEE Transactions on Circuits and Systems II: Express Briefs. – 2021. – T. 69. – №. 3. – C. 1737-1741.
69. Cai J. et al. Analog/Digital Multiplierless Implementations for Nullcline-Characteristics-Based Piecewise Linear Hindmarsh-Rose Neuron Model //IEEE Transactions on Circuits and Systems I: Regular Papers. – 2022.
70. Cai J. et al. Smooth nonlinear fitting scheme for analog multiplierless implementation of Hindmarsh–Rose neuron model //Nonlinear Dynamics. – 2021. – T. 104. – №. 4. – C. 4379-4389.
71. Lee Y. J. et al. Low power CMOS electronic central pattern generator design for a biomimetic underwater robot //Neurocomputing. – 2007. – T. 71. – №. 1-3. – C. 284-296.
72. Usha K., Subha P. A. Hindmarsh-Rose neuron model with memristors //Biosystems. – 2019. – T. 178. – C. 1-9.
73. Etémé A. S. et al. Chaos break and synchrony enrichment within Hindmarsh–Rose-type memristive neural models //Nonlinear Dynamics. – 2021. – T. 105. – №. 1. – C. 785-795.

74. Bao B. et al. AC-induced coexisting asymmetric bursters in the improved Hindmarsh–Rose model //Nonlinear Dynamics. – 2018. – T. 92. – №. 4. – C. 1695-1706.
75. Heidarpur M., Ahmadi A., Kandalaft N. A digital implementation of 2D Hindmarsh–Rose neuron //Nonlinear Dynamics. – 2017. – T. 89. – №. 3. – C. 2259-2272.
76. Hayati M. et al. Digital multiplierless realization of two-coupled biological Hindmarsh–Rose neuron model //IEEE Transactions on Circuits and Systems II: Express Briefs. – 2015. – T. 63. – №. 5. – C. 463-467.
77. Tlelo-Cuautle E. et al. Chaotic image encryption using hopfield and hindmarsh–rose neurons implemented on FPGA //Sensors. – 2020. – T. 20. – №. 5. – C. 1326.
78. Lee Y. J. et al. Low power real time electronic neuron VLSI design using subthreshold technique //2004 IEEE International Symposium on Circuits and Systems (IEEE Cat. No. 04CH37512). – IEEE, 2004. – T. 4. – C. IV-744.
79. Izhikevich E. M. Neural excitability, spiking and bursting //International journal of bifurcation and chaos. – 2000. – T. 10. – №. 06. – C. 1171-1266.
80. Courbage M., Nekorkin V. I. Map based models in neurodynamics //International Journal of Bifurcation and Chaos. – 2010. – T. 20. – №. 06. – C. 1631-1651.
81. Ibarz B., Casado J. M., Sanjuán M. A. F. Map-based models in neuronal dynamics //Physics reports. – 2011. – T. 501. – №. 1-2. – C. 1-74.
82. Girardi-Schappo M., Tragtenberg M. H. R., Kinouchi O. A brief history of excitable map-based neurons and neural networks //Journal of neuroscience methods. – 2013. – T. 220. – №. 2. – C. 116-130.
83. Chialvo D. R. Generic excitable dynamics on a two-dimensional map //Chaos, Solitons & Fractals. – 1995. – T. 5. – №. 3-4. – C. 461-479.
84. Rulkov N. F. Modeling of spiking-bursting neural behavior using two-dimensional map //Physical Review E. – 2002. – T. 65. – №. 4. – C. 041922.
85. Shilnikov A. L., Rulkov N. F. Subthreshold oscillations in a map-based neuron model //Physics Letters A. – 2004. – T. 328. – №. 2-3. – C. 177-184.

86. Rulkov N. F. Regularization of synchronized chaotic bursts //Physical Review Letters. – 2001. – Т. 86. – №. 1. – С. 183.
87. Некоркин В. И., Вдовин Л. В. Дискретная модель нейронной активности //Известия высших учебных заведений. Прикладная нелинейная динамика. – 2007. – Т. 15. – №. 5. – С. 36-60.
88. Izhikevich E.M., Gally J.A., Edelman G.M. Spike-timing dynamics of neuronal groups. // Cerebral cortex (New York, N.Y. : 1991). 2004. Vol. 14, № 8. P. 933–944.
89. Izhikevich E. M. Hybrid spiking models //Philosophical Transactions of the Royal Society A: Mathematical, Physical and Engineering Sciences. – 2010. – Т. 368. – №. 1930. – С. 5061-5070.
90. Izhikevich E. M. Simple model of spiking neurons //IEEE Transactions on neural networks. – 2003. – Т. 14. – №. 6. – С. 1569-1572.
91. Izhikevich E. M. Which model to use for cortical spiking neurons? //IEEE transactions on neural networks. – 2004. – Т. 15. – №. 5. – С. 1063-1070.
92. Zhilenkov A. A., Kotlyarevskaya M. V. Synthesis of model of hardware realization of izhikevich model of biological neuron on the basis of FPGA //2018 IEEE Conference of Russian Young Researchers in Electrical and Electronic Engineering (EIConRus). – IEEE, 2018. – С. 1040-1043.
93. Heidarpur M. et al. CORDIC-SNN: On-FPGA STDP learning with izhikevich neurons //IEEE Transactions on Circuits and Systems I: Regular Papers. – 2019. – Т. 66. – №. 7. – С. 2651-2661.
94. Tolba M. F. et al. Synchronization and FPGA realization of fractional-order Izhikevich neuron model //Microelectronics Journal. – 2019. – Т. 89. – С. 56-69.
95. Soleimani H., Drakakise E. M. An efficient and reconfigurable synchronous neuron model //IEEE Transactions on Circuits and Systems II: Express Briefs. – 2017. – Т. 65. – №. 1. – С. 91-95.
96. Leigh A. J., Mirhassani M., Muscedere R. An efficient spiking neuron hardware system based on the hardware-oriented modified Izhikevich neuron (HOMIN)

- model //IEEE Transactions on Circuits and Systems II: Express Briefs. – 2020. – Т. 67. – №. 12. – С. 3377-3381.
97. Dahasert N., Öztürk İ., Kiliç R. Implementation of Izhikevich neuron model with field programmable devices //2012 20th Signal Processing and Communications Applications Conference (SIU). – IEEE, 2012. – С. 1-4.
98. Cassidy A., Andreou A. G. Dynamical digital silicon neurons //2008 IEEE biomedical circuits and systems conference. – IEEE, 2008. – С. 289-292.
99. Banerjee D. PLL performance, simulation and design. – Dog Ear Publishing, 2006.
100. Белюстина Л. Н. Исследование нелинейной системы фазовой автоподстройки частоты //Изв. вузов. Радиофизика. – 1959. – Т. 2. – №. 2. – С. 277-291.
101. Шахгильдян В. В., Ляховкин А. А. Системы фазовой автоподстройки частоты. – Рипол Классик, 1972.
102. Матросов В. В. Нелинейная динамика системы фазовой автоподстройки частоты с фильтром второго порядка //Известия высших учебных заведений. Радиофизика. – 2006. – Т. 49. – №. 3. – С. 267-278.
103. Матросов В. В. Автомодуляционные режимы системы фазовой автоподстройки частоты с фильтром второго порядка //Изв. вузов. Радиофизика. – 2006. – Т. 49. – №. 4. – С. 357-368.
104. Бакунов Г. М., Матросов В. В., Шалфеев В. Д. О квазисинхронных режимах в системе фазовой автоподстройки частоты с фильтром второго порядка //Вестник Нижегородского университета им. НИ Лобачевского. – 2011. – №. 3-1. – С. 72-77.
105. Матросов В. В., Шалфеев В. Д. Динамический хаос в фазовых системах //Известия высших учебных заведений. Прикладная нелинейная динамика. – 2008. – Т. 16. – №. 2. – С. 149-151.
106. Schneider J. et al. Local oxygen homeostasis during various neuronal network activity states in the mouse hippocampus //Journal of Cerebral Blood Flow & Metabolism. – 2019. – Т. 39. – №. 5. – С. 859-873.

107. Shirahata T. Numerical simulation of bistability between regular bursting and chaotic spiking in a mathematical model of snail neurons // *International Journal of Theoretical and Mathematical Physics*. – 2015. – T. 5. – №. 5. – С. 145-150.
108. Citri A., Malenka R. C. Synaptic plasticity: multiple forms, functions, and mechanisms // *Neuropsychopharmacology*. – 2008. – T. 33. – №. 1. – С. 18-41.
109. Hebb D. O. *The Organization of Behavior: A Psychological Theory*. – New York: Wiley, 1949.
110. Markram H. et al. Regulation of synaptic efficacy by coincidence of postsynaptic APs and EPSPs // *Science*. – 1997. – T. 275. – №. 5297. – С. 213-215.
111. Bi G., Poo M. Synaptic modifications in cultured hippocampal neurons: dependence on spike timing, synaptic strength, and postsynaptic cell type // *Journal of neuroscience*. – 1998. – T. 18. – №. 24. – С. 10464-10472.
112. Robinson D.A. The electrical properties of metal microelectrodes // *Proceedings of the IEEE*. – 1968. – T. 56. – №. 6. – С. 1065-1071.
113. Song S., Miller K.D., Abbott L.F. Competitive Hebbian learning through spike-timing-dependent synaptic plasticity // *Nature neuroscience*. – 2000. – T. 3. – №. 9. – С. 919-926.
114. Gütig R. et al. Learning input correlations through nonlinear temporally asymmetric Hebbian plasticity // *Journal of Neuroscience*. – 2003. – T. 23. – №. 9. – С. 3697-3714.
115. Dan Y., Poo M.M. Spike timing-dependent plasticity: from synapse to perception // *Physiological reviews*. – 2006. – T. 86. – №. 3. – С. 1033-1048.
116. Gilson M., Burkitt A., van Hemmen J.L. STDP in Recurrent Neuronal Networks // *Frontiers in Computational Neuroscience*. – 2010. – T. 4.
117. Clopath C. et al. Connectivity reflects coding: a model of voltage-based STDP with homeostasis // *Nature neuroscience*. – 2010. – T. 13. – №. 3. – С. 344-352.
118. Kazantsev V., Tyukin I. Adaptive and phase selective spike timing dependent plasticity in synaptically coupled neuronal oscillators // *PloS one*. – 2012. – T. 7. – №. 3. – С. e30411.

119. Graupner M., Brunel N. STDP in a bistable synapse model based on CaMKII and associated signaling pathways // PLoS Comput Biol. – 2007. – T. 3. – №. 11. – C. e221.
120. Izhikevich E.M. Polychronization: computation with spikes // Neural computation. – 2006. – T. 18. – №. 2. – C. 245-282.
121. Houben A. M., Keil M. S. A calcium-influx-dependent plasticity model exhibiting multiple STDP curves //Journal of computational neuroscience. – 2020. – T. 48. – №. 1. – C. 65-84.
122. Feldman D. E. The spike-timing dependence of plasticity //Neuron. – 2012. – T. 75. – №. 4. – C. 556-571.
123. Cameron K. et al. Spike timing dependent plasticity (STDP) can ameliorate process variations in neuromorphic VLSI //IEEE Transactions on Neural Networks. – 2005. – T. 16. – №. 6. – C. 1626-1637.
124. Smith A. W., McDaid L. J., Hall S. A compact spike-timing-dependent-plasticity circuit for floating gate weight implementation //Neurocomputing. – 2014. – T. 124. – C. 210-217.
125. Chua L. Memristor-the missing circuit element //IEEE Transactions on circuit theory. – 1971. – T. 18. – №. 5. – C. 507-519.
126. Adamatzky A., Chua L. (ed.). Memristor networks. – Springer Science & Business Media, 2013.
127. Rahmani M. K. et al. Memristive and synaptic characteristics of nitride-based heterostructures on si substrate //Nanomaterials. – 2020. – T. 10. – №. 5. – C. 994.
128. Wang F. Z. et al. Φ memristor: real memristor found //Journal of Applied Physics. – 2019. – T. 125. – №. 5. – C. 054504.
129. Abbas H. et al. A memristor crossbar array of titanium oxide for non-volatile memory and neuromorphic applications //Semiconductor Science and Technology. – 2017. – T. 32. – №. 6. – C. 065014.
130. Bill J., Legenstein R. A compound memristive synapse model for statistical learning through STDP in spiking neural networks //Frontiers in neuroscience. – 2014. – T. 8. – C. 412.

131. Choi S. et al. SiGe epitaxial memory for neuromorphic computing with reproducible high performance based on engineered dislocations //Nature materials. – 2018. – T. 17. – №. 4. – C. 335-340.
132. Strukov D. B. Tightening grip //Nature materials. – 2018. – T. 17. – №. 4. – C. 293-295.
133. Zhang T. et al. Tolerance of intrinsic device variation in fuzzy restricted Boltzmann machine network based on memristive nano-synapses //Nano Futures. – 2017. – T. 1. – №. 1. – C. 015003.
134. Nair M. V., Muller L. K., Indiveri G. A differential memristive synapse circuit for on-line learning in neuromorphic computing systems //Nano Futures. – 2017. – T. 1. – №. 3. – C. 035003.
135. Yoon J. H. et al. An artificial nociceptor based on a diffusive memristor //Nature communications. – 2018. – T. 9. – №. 1. – C. 1-9.
136. Li C. et al. Analogue signal and image processing with large memristor crossbars //Nature electronics. – 2018. – T. 1. – №. 1. – C. 52-59.
137. Sangwan V. K. et al. Multi-terminal memtransistors from polycrystalline monolayer molybdenum disulfide //Nature. – 2018. – T. 554. – №. 7693. – C. 500-504.
138. Wang M. et al. Robust memristors based on layered two-dimensional materials //Nature Electronics. – 2018. – T. 1. – №. 2. – C. 130-136.
139. Vu Q. A., Yu W. J. Devices layer up for stability //Nature Electronics. – 2018. – T. 1. – №. 2. – C. 98-99.
140. Wang Z. et al. Fully memristive neural networks for pattern classification with unsupervised learning //Nature Electronics. – 2018. – T. 1. – №. 2. – C. 137-145.
141. Linares-Barranco B. Memristors fire away //Nature Electronics. – 2018. – T. 1. – №. 2. – C. 100-101.
142. Ge R. et al. Atomristor: nonvolatile resistance switching in atomic sheets of transition metal dichalcogenides //Nano letters. – 2018. – T. 18. – №. 1. – C. 434-441.

143. Bayat F. M. et al. Implementation of multilayer perceptron network with highly uniform passive memristive crossbar circuits //Nature communications. – 2018. – Т. 9. – №. 1. – С. 1-7.
144. Izhikevich E. M. Dynamical systems in neuroscience. – MIT press, 2007.
145. Takahashi N. et al. Global bifurcation structure in periodically stimulated giant axons of squid //Physica D: Nonlinear Phenomena. – 1990. – Т. 43. – №. 2-3. – С. 318-334.
146. Kaplan D. T. et al. Subthreshold dynamics in periodically stimulated squid giant axons //Physical Review Letters. – 1996. – Т. 76. – №. 21. – С. 4074.
147. Sato S., Doi S. Response characteristics of the BVP neuron model to periodic pulse inputs //Mathematical Biosciences. – 1992. – Т. 112. – №. 2. – С. 243-259.
148. Doi S., Sato S. The global bifurcation structure of the BVP neuronal model driven by periodic pulse trains //Mathematical Biosciences. – 1995. – Т. 125. – №. 2. – С. 229-250.
149. Yoshino K. et al. Synthetic analysis of periodically stimulated excitable and oscillatory membrane models //Physical Review E. – 1999. – Т. 59. – №. 1. – С. 956.
150. Croisier H. Continuation and bifurcation analyses of a periodically forced slow-fast system : Diss. – Phd thesis, Academie Wallonie-Europe, Université de Liege, 2009.
151. Farokhniaee A. A., Large E. W. Mode-locking behavior of Izhikevich neurons under periodic external forcing //Physical Review E. – 2017. – Т. 95. – №. 6. – С. 062414.
152. Kazantsev V. B. et al. Active spike transmission in the neuron model with a winding threshold manifold //Neurocomputing. – 2012. – Т. 83. – С. 205-211.
153. Nguetcho A. S. T. et al. Experimental active spike responses of analog electrical neuron: beyond “integrate-and-fire” transmission //Nonlinear Dynamics. – 2015. – Т. 82. – №. 3. – С. 1595-1604.
154. Мищенко М. А., Жукова Н. С., Матросов В. В. Возбуждение фазоуправляемого генератора импульсным воздействием //Известия

- высших учебных заведений. Прикладная нелинейная динамика. – 2018. – Т. 26. – №. 5.
155. Мищенко М. А. и др. Возбуждение фазоуправляемого генератора импульсной последовательностью //Известия высших учебных заведений. Прикладная нелинейная динамика. – 2021. – Т. 29. – №. 2.
156. Shalfeev V. D. Investigation of the dynamics of a system of automatic phase control of frequency with a coupling capacitor in the control loop //Radiophysics and Quantum Electronics. – 1968. – Т. 11. – №. 3. – С. 221-226.
157. Cremers J., Hübler A. Construction of differential equations from experimental data //Zeitschrift für Naturforschung A. – 1987. – Т. 42. – №. 8. – С. 797-802.
158. Gouesbet G., Letellier C. Global vector-field reconstruction by using a multivariate polynomial L 2 approximation on nets //Physical Review E. – 1994. – Т. 49. – №. 6. – С. 4955.
159. Bezruchko B. P., Smirnov D. A. Extracting knowledge from time series: An introduction to nonlinear empirical modeling. – Springer Science & Business Media, 2010.
160. Bezruchko B. P., Smirnov D. A. Constructing nonautonomous differential equations from experimental time series //Physical Review E. – 2000. – Т. 63. – №. 1. – С. 016207.
161. Anishchenko V. S., Pavlov A. N. Global Reconstruction in the Presence of a priori //Chaos, Solitons & Fractals. – 1998. – Т. 9. – №. 8. – С. 1267-1278.
162. Prokhorov M. D., Ponomarenko V. I. Estimation of coupling between time-delay systems from time series //Physical Review E. – 2005. – Т. 72. – №. 1. – С. 016210.
163. Smirnov D. A., Bezruchko B. P. Detection of couplings in ensembles of stochastic oscillators //Physical Review E. – 2009. – Т. 79. – №. 4. – С. 046204.
164. Shandilya S. G., Timme M. Inferring network topology from complex dynamics //New Journal of Physics. – 2011. – Т. 13. – №. 1. – С. 013004.

165. Molkov Y. I. et al. Prognosis of qualitative system behavior by noisy, nonstationary, chaotic time series //Physical review E. – 2011. – T. 84. – №. 3. – C. 036215.
166. Han X. et al. Robust reconstruction of complex networks from sparse data //Physical review letters. – 2015. – T. 114. – №. 2. – C. 028701.
167. Brunton S. L., Proctor J. L., Kutz J. N. Discovering governing equations from data by sparse identification of nonlinear dynamical systems //Proceedings of the national academy of sciences. – 2016. – T. 113. – №. 15. – C. 3932-3937.
168. Mangan N. M. et al. Inferring biological networks by sparse identification of nonlinear dynamics //IEEE Transactions on Molecular, Biological and Multi-Scale Communications. – 2016. – T. 2. – №. 1. – C. 52-63.
169. Sysoev I. V. Reconstruction of ensembles of generalized Van der Pol oscillators from vector time series //Physica D: Nonlinear Phenomena. – 2018. – T. 384. – C. 1-11.
170. Sysoeva M. V. et al. Reconstructing the neuron-like oscillator equations modeled by a phase-locked system with delay from scalar time series //Izvestiya VUZ. Applied Nonlinear Dynamics. – 2020. – T. 28. – №. 4. – C. 397-413.
171. Gouesbet G., Meunier-Guttin-Cluzel S., Minard O. Chaos and its Reconstruction // Nova Science Pub Incorporated. – 2003.
172. Yuste R. From the neuron doctrine to neural networks //Nature reviews neuroscience. – 2015. – T. 16. – №. 8. – C. 487-497.
173. Tsodyks M. V., Markram H. The neural code between neocortical pyramidal neurons depends on neurotransmitter release probability //Proceedings of the national academy of sciences. – 1997. – T. 94. – №. 2. – C. 719-723.
174. Wang Z. et al. Resistive switching materials for information processing //Nature Reviews Materials. – 2020. – T. 5. – №. 3. – C. 173-195.
175. Linares-Barranco B. et al. On spike-timing-dependent-plasticity, memristive devices, and building a self-learning visual cortex //Frontiers in neuroscience. – 2011. – T. 5. – C. 26.

176. Emelyanov A. V. et al. Yttria-stabilized zirconia cross-point memristive devices for neuromorphic applications //Microelectronic Engineering. – 2019. – T. 215. – C. 110988.
177. Demin V. A. et al. Necessary conditions for STDP-based pattern recognition learning in a memristive spiking neural network //Neural Networks. – 2021. – T. 134. – C. 64-75.
178. Surazhevsky I. A. et al. Noise-assisted persistence and recovery of memory state in a memristive spiking neuromorphic network //Chaos, Solitons & Fractals. – 2021. – T. 146. – C. 110890.
179. Kim S. et al. Experimental demonstration of a second-order memristor and its ability to biorealistically implement synaptic plasticity //Nano letters. – 2015. – T. 15. – №. 3. – C. 2203-2211.
180. Du C. et al. Biorealistic implementation of synaptic functions with oxide memristors through internal ionic dynamics //Advanced Functional Materials. – 2015. – T. 25. – №. 27. – C. 4290-4299.
181. Mikheev R., Teplov G., Matyushkin I. Compact model of nonlinear dynamics while the cycling of a memristor //2019 IEEE Conference of Russian Young Researchers in Electrical and Electronic Engineering (EIConRus). – IEEE, 2019. – C. 2057-2061.
182. Matsukatova A. N. et al. Resistive switching kinetics and second-order effects in parylene-based memristors //Applied Physics Letters. – 2020. – T. 117. – №. 24. – C. 243501.
183. Kumar S., Williams R. S., Wang Z. Third-order nanocircuit elements for neuromorphic engineering //Nature. – 2020. – T. 585. – №. 7826. – C. 518-523.
184. Guseinov D. V. et al. Capacitive effects can make memristors chaotic //Chaos, Solitons & Fractals. – 2021. – T. 144. – C. 110699.
185. Mikheev V. et al. Ferroelectric second-order memristor //ACS applied materials & interfaces. – 2019. – T. 11. – №. 35. – C. 32108-32114.
186. Chua L. O., Kang S. M. Memristive devices and systems //Proceedings of the IEEE. – 1976. – T. 64. – №. 2. – C. 209-223.

187. Mikhaylov A. et al. Multilayer metal-oxide memristive device with stabilized resistive switching //Advanced Materials Technologies. – 2020. – T. 5. – №. 1. – C. 1900607.
188. Gerasimova S. A. et al. Design of memristive interface between electronic neurons //AIP Conference Proceedings. – AIP Publishing LLC, 2018. – T. 1959. – №. 1. – C. 090005.
189. Tikhov S. V. et al. Electrophysical characteristics of multilayer memristive nanostructures based on yttria-stabilized zirconia and tantalum oxide //Technical Physics. – 2020. – T. 65. – №. 2. – C. 284-290.

Публикации автора по теме диссертации

Публикации в изданиях, индексируемых базами данных Web of Science и Scopus, а также в реферируемых журналах, рекомендованных ВАК:

- A1. Мищенко М.А., **Большаков Д.И.**, Матросов В.В. Аппаратная реализация нейроподобного генератора с импульсной и пачечной динамикой на основе системы фазовой синхронизации //Письма в Журнал технической физики. – 2017. – Т. 43. – №. 13. – С. 10-18.
- A2. **Большаков Д.И.**, Мищенко М.А., Матросов В.В., Сысоев И.В. Электронный нейроподобный генератор с возбудимым и автоколебательным режимом на основе системы фазовой автоподстройки частоты //Письма в Журнал технической физики. – 2022. – Т. 48. – №. 9. – С. 23-26.
- A3. Mishchenko M.A, **Bolshakov D.I.**, Vasin A.S., Matrosov V.V., Sysoev I.V. Identification of Phase-Locked Loop System from Its Experimental Time Series //IEEE Transactions on Circuits and Systems II: Express Briefs. – 2022– V. 69. – №. 3. – P. 854-858.
- A4. Mishchenko M.A., **Bolshakov D.I.**, Lukoyanov V.I., Korolev D.S., Belov A.I., Guseinov D.V., Matrosov V.V., Kazantsev V.B., Mikhaylov A.N. Inverted spike-rate-dependent plasticity due to charge traps in a metal-oxide memristive device //Journal of Physics D: Applied Physics. – 2022 – V. 55. – № 39. – P. 394002

Научные работы, опубликованные в трудах конференций и симпозиумов:

- A5. M.A Mishchenko, **D.I. Bolshakov**, V.V Matrosov, I.V Sysoev, Excitation of electronic neuron-like generator with pulse stimulation //Computational Biophysics and Nanobiophotonics. – SPIE, 2022. – Т. 12194. – С. 45-50.
- A6. M.A Mishchenko, **D.I Bolshakov**, V.V Matrosov, I.V Sysoev Electronic neuron-like generator with excitable and self-oscillating behavior //2021 5th Scientific School Dynamics of Complex Networks and their Applications (DCNA). – IEEE, 2021. – С. 137-138.

- A7. Сысоев И.В., **Большаков, Д.И.**, Мищенко, М.А., Матросов В.В. Электронный нейроподобный генератор с возбудимым и автоколебательным режимом. – 2021. – С. 104-105.
- A8. Васин, А.С., **Большаков, Д.И.**, Мищенко, М.А., Сысоев, И.В. Нейроподобный генератор с возбудимыми автоколебательным режимом //Нелинейные дни в Саратове для молодых-2021. – 2021. – С. 66-67.
- A9. Васин А.С., **Большаков Д.И.**, Мищенко М.А., Сысоев И.В. Аппаратная реализация связи двух нейроподобных генераторов на основе ФАПЧ // Труды XXV научной конференции по радиофизике. материалы докладов. Нижний Новгород, – 2021. – С. 201–202.
- A10. **Большаков Д.И.**, Васин А.С., Белов А.И., Матросов В.В., Мищенко М.А., Михайлов А.Н. Исследование динамики двух последовательно соединенных нейроподобных генераторов с однонаправленной мемристивной связью// Труды XXV научной конференции по радиофизике. материалы докладов. Нижний Новгород, – 2021. – С. 445-446.
- A11. **Bolshakov D.I.**, Vasin A.S., Belov A.I., Matrosov V.V., Mishchenko M.A., Mikhaylov A.N. Hardware implementation of pulse coupling for electronic neuronlike generator connection // 3rd International Conference Volga Neuroscience Meeting 2021. Abstracts book, – 2021, – С. 65-66.
- A12. Vasin A.S., **Bolshakov D.I.**, Matrosov V.V., Mishchenko M.A., Sysoev I.V. Experimental investigation the dynamic of two hardware neuron models connected through memristive element // 3rd International Conference Volga Neuroscience Meeting 2021. Abstracts book, – 2021, – С. 91-93.
- A13. **Большаков Д.И.**, Мищенко М.А., Матросов В.В. Исследование аппаратной реализации нейроподобного генератора с возбудимым и автоколебательным режимом // Математическое моделирование и суперкомпьютерные технологии. – 2020. – С. 64-66.
- A14. **Большаков, Д.И.**, Деревяшкин, В.П., Мищенко, М.А., Матросов, В.В. Исследование нейроподобного генератора с возбудимым и

автоколебательным режимом //Нанoeлектроника, нанофотоника и нелинейная физика. – 2020. – С. 43-44.

- A15. **Большаков, Д.И.**, Деревяшкин, В. П., Мищенко, М. А., Матросов, В. В. Исследование нейроподобного генератора с возбудимым и автоколебательным режимом //Труды XXIV научной конференции по радиофизике, посвященной посвящённой 75-летию радиофизического факультета. – 2020. – С. 171-174.
- A16. **Большаков Д.И.**, Мищенко М.А., Матросов В.В. Нейроподобный генератор с возбудимым и автоколебательным режимом //Труды XXIII научной конференции по радиофизике, посвященной 100-летию со дня рождения НА Железцова. – 2019. – С. 214-217.
- A17. **Большаков Д.И.**, Матросов В.В., Мищенко М.А. Нейроподобный генератор с возбудимым и автоколебательным режимами // Материалы XII Международной школы-конференции “Хаотические автоколебания и образование структур” (ХАОС-2019), – 2019, – С. 26-27
- A18. **Bolshakov, D.I.**, Zhukova, N.S., Mishchenko, M.A., Matrosov, V.V. Experimental investigation of hardware neuron model //Opera Medica et Physiologicathis link is disabled, – 2018, – Т.4, – С. 99-100.
- A19. Mishchenko, M.A., Zhukova, N.S., **Bolshakov, D.I.**, Matrosov, V.V. Excitability and synchronization of phase-controlled neuron-like generator //Opera Medica et Physiologicathis link is disabled, – 2018, – Т.4, – С. 61-62.
- A20. **Большаков Д.И.**, Мищенко М.А., Матросов В.В. Исследование динамических режимов аппаратной реализации нейроподобного генератора на основе системы ФАПЧ //XXIII Нижегородская сессия молодых ученых (технические, естественные, математические науки). – 2018. – С. 6.
- A21. **Большаков Д.И.**, Мищенко М.А., Матросов В.В. Разработка аппаратной реализации и экспериментальное исследование модели нейроподобного генератора на основе системы ФАПЧ //Труды XXII научной конференции по радиофизике, посвященной 100-летию Нижегородской радиолaborатории. – 2018. – С. 212-213.

- A22. **Большаков Д.И., Мищенко М.А., Матросов В.В.** Нейроподобный генератор с импульсной и пачечной динамикой //XVIII научная школа «НЕЛИНЕЙНЫЕ ВОЛНЫ – 2018». Тезисы докладов молодых ученых – 2018. – С. 23-24.
- A23. **Большаков Д.И., Мищенко М.А., Матросов В.В.** Экспериментальное исследование динамики нейроподобного генератора на базе системы фазовой автоподстройки частоты //Труды XXI научной конференции по радиофизике. – 2017. – С. 141-142.
- A24. **Большаков Д.И., Мищенко М.А., Матросов В.В.** Экспериментальное исследование динамики нейроподобного генератора с импульсной и пачечной динамикой //Нанoeлектроника, нанофотоника и нелинейная физика. – 2017. – С. 20-21.
- A25. **Большаков Д.И., Мищенко М.А.** Аппаратная модель генератора нейроподобных колебаний //XXII Нижегородская сессия молодых ученых (естественные, математические науки). – 2017. – С. 10-11.
- A26. **Большаков Д.И., Мищенко М.А.** Устройство для генерации нейроподобных колебаний //XVII научная школа «НЕЛИНЕЙНЫЕ ВОЛНЫ – 2016». Тезисы докладов молодых ученых – 2016. – С. 103.
- A27. **Большаков Д.И., Мищенко М.А.** Аппаратная модель нейрона с импульсной и пачечной динамикой // Материалы XI Международной школы-конференции “Хаотические автоколебания и образование структур” (ХАОС-2016), – 2016, – С. 78
- A28. **Большаков Д.И., Мищенко М.А.** Макет устройства для генерации нейроподобных колебаний //Труды XIX научной конференции по радиофизике, посвященной 70-летию радиофизического факультета. – 2015. – С. 106-108.