

Федеральное государственное автономное научное учреждение
«Центральный научно-исследовательский и опытно-конструкторский институт
робототехники и технической кибернетики»
(ЦНИИ РТК)

На правах рукописи



Бахшиев Александр Валерьевич

**Нейроморфные системы управления на основе модели импульсного
нейрона со структурной адаптацией**

Специальность 05.13.01 – Системный анализ, управление и обработка
информации (технические науки)

Диссертация на соискание ученой степени
кандидата технических наук

Научный руководитель
к.т.н, профессор
Станкевич Лев Александрович

Санкт-Петербург – 2016

Содержание

Введение	4
1 Анализ современных нейроморфных систем управления и обработки информации	11
1.1 Актуальность исследования.....	11
1.2 Обзор нейроморфных систем управления.....	12
1.3 Функциональная схема предлагаемой нейроморфной системы управления	15
1.4 Обзор существующих моделей нейронов.....	21
1.5 Моделирование нейрона, как компонента нейроморфных систем.....	38
1.6 Постановка задачи.....	43
1.7 Выводы по разделу.....	44
2 Разработка нейрона как элемента нейроморфных систем управления	45
2.1 Разработка модели нейрона.....	45
2.2 Описание структуры нейронной сети	61
2.3 Структурная адаптация модели нейрона	62
2.4 Параметрическая адаптация модели нейрона	63
2.5 Пластичность модели.....	65
2.6 Примеры создания и методы настройки нейронных сетей	66
2.7 Выводы по разделу.....	73
3 Разработка структур и алгоритмов нейроморфных систем управления	75
3.1 Функциональная схема моторной памяти нейроморфной системы управления	75
3.2 Структура и алгоритмы нейронной сети регулятора	78
3.3 Структурное описание нейронной сети запоминания положений	89
3.4 Структурное описание нейронной сети управления движением по траектории	94
3.5 Особенности предложенной архитектуры нейроморфных систем.....	97
3.6 Выводы по разделу.....	98

4 Разработка специализированного программного обеспечения анализа, управления и обработки информации для моделирования нейронов и нейронных сетей со структурной адаптацией.....	99
4.1 Обоснование необходимости разработки программного обеспечения.....	99
4.2 Выбор средств разработки	99
4.3 Общее описание архитектуры.....	99
4.4 Сценарии использования программного обеспечения.....	102
4.5 Жизненный цикл конечного ПО.....	103
4.6 Инициализация ядра	104
4.7 Структура модулей ядра программного обеспечения.....	105
4.8 Структура конечного приложения	107
4.9 Диаграммы классов ядра	108
4.10 Обоснование основной иерархии классов	111
4.11 Описание процесса разработки модулей библиотеки	117
4.12 Описание разработанных коллекций компонент.....	118
4.13 Структура экранных форм приложения	121
4.14 Выводы по разделу.....	122
5 Экспериментальное исследование моделей нейронов и нейронных сетей ...	124
5.1 Программа исследований	124
5.2 Исследование модели нейрона	124
5.3 Исследование нейронной сети регулятора	139
5.4 Эксперименты на нейронной сети запоминания положений	151
5.5 Эксперименты на нейронной сети управления движением	155
5.6 Обсуждение и оценка результатов работы.....	156
5.7 Выводы по разделу.....	159
Заключение	161
Список использованных источников	164
Список работ, опубликованных автором по теме диссертации.....	175

Введение

Актуальность темы диссертации. В настоящее время расширяется спектр задач, связанных с управлением и обработкой информации в сложных системах [1,2]. Системы усложняются структурно, функционально, по принятию решения, по формальному описанию и моделированию [3,4,5]. Увеличение сложности систем связано, прежде всего, с усложнением решаемых ими задач, а также с использованием интеллектуальных методов, основанных на применении реляционных, объектных и ассоциативных моделей знаний. Наибольшая гибкость решений обеспечивается при использовании нейросетевой формы ассоциативной модели знаний.

Традиционные искусственные нейронные сети на формальных нейронах имеют недостаточную пластичность, которая проявляется в отсутствии методов динамической перестройки топологии сети под изменяющиеся условия задачи, а также в случае деградации функциональных возможностей системы, частичной неисправности и др. Однако в естественных нейронных сетях структурная настройка к изменяющимся условиям среды в которой функционирует биологическая система и повреждениям является определяющим фактором сохранения работоспособности системы.

Реализация этих свойств в искусственных нейронных сетях возможна в рамках нейроморфного подхода который позволяет приблизить искусственные системы к биологическим по структуре и функциям и устранить описанные выше недостатки искусственных нейронных сетей. Нейроморфные системы [6], создаваемые при использовании такого подхода, можно рассматривать как кибернетические системы [7,8,9], способные обеспечить решение сложных задач биологически инспирированными средствами, построенными на моделях отделов мозга, эффективно решающих сложные задачи обработки информации и формирования поведений.

Степень разработанности темы. В последнее время направление нейроморфных систем бурно развивается. Так, реализуются крупные проекты

крупномасштабного моделирования мозга (Blue Brain Project, Human Brain Project) [10,11], которые нацелены на исследование возможностей существенного повышения эффективности обработки информации и управления за счет реализации мозгоподобных структур и функций. В РФ можно выделить проект «Мозг Анимата» (Редько В.Г., Анохин К.В. и др.) [12], базирующийся на теории функциональных систем, целью которого является формирование общей схемы построения моделей адаптивного поведения. А также проект системы автономного адаптивного управления (Жданов А.А.) [13]. Развиваются работы по нейроморфному управлению роботами DARWIN и NOMAD (Jeffery Krichmar, Gerald Edelman) [14], системы управления которых моделируют нервную систему. Также можно выделить систему Albus (James Albus), базирующуюся на модели мозжечка, который координирует сложные моторные движения [15]. В последнее время опубликован ряд работ по нейроморфным системам на импульсных нейронах и их применению в робототехнике (Станкевич Л.А.) [16].

В перечисленных системах топология нейронных сетей как правило фиксирована и ее подстройка под изменяющиеся условия затруднена.

Цель и задачи исследования. Основной целью диссертационной работы является разработка моделей элементов, архитектур и алгоритмов нейроморфных систем управления и обработки информации, обеспечивающих возможность изменения структуры связей элементов систем во время функционирования для адаптации к изменяющимся условиям, а также разработка и применение специальных программных средств для моделирования таких нейроморфных систем с гибкой структурой. Для достижения указанной цели в работе сформулированы и решены следующие задачи:

1. Анализ существующих моделей нейронов, их недостатков и способов их устранения для создания модели нейрона как элемента нейроморфной системы.
2. Разработка и исследование новой модели нейрона как элемента нейроморфной системы, позволяющего динамически изменять свою структуру,

адаптируясь к появлению новых особенностей во входных данных, требующих индивидуальной обработки. В эту задачу входят разработка математического описания модели нейрона, анализ ее свойств и их роли в формировании нейронных структур с требуемым поведением.

3. Разработка архитектур и алгоритмов функционирования нейроморфных систем управления на основе такой модели нейрона.

4. Разработка специальных программных средств моделирования нейроморфных систем с динамически изменяемой структурой и проведение исследования полученных моделей с целью выявления возможностей повышения функциональных возможностей систем за счет структурной адаптации.

Научная новизна

1. Разработана новая модель искусственного нейрона со структурной адаптацией как элемента нейроморфной системы, обеспечивающая возможность динамического изменения древовидной структуры связывающих и преобразующих элементов нейрона, как адаптивную реакцию на появление сигналов нового функционального назначения.

2. Разработана новая иерархическая архитектура нейроморфных систем, обеспечивающая возможность изменять во время работы как число входных, так и число выходных векторов данных, а также число обобщающих слоев, что позволяет динамически расширять число контекстов в которых функционирует система.

3. Разработаны новые алгоритмы структурной настройки нейроморфных систем, которые позволяют описывать адаптацию через изменение структуры модели нейрона, вследствие чего функциональным элементом системы становится не нейрон, а участок связывающих и преобразующих элементов нейрона, на котором осуществляется пространственное и временное суммирование сигналов.

Теоретическая и практическая значимость работы

Разработанные модель нейрона, архитектура нейроморфных систем, алгоритмы и программные средства предназначены для разработки нейроморфных систем управления и обработки информации с динамически изменяемой структурой. Предлагаемая модель нейрона позволяет исследовать структурные особенности биологических нейронных сетей и описывать их динамические свойства, что в свою очередь позволяет строить модели таких сетей и исследовать возможности их применения при создании биологически инспирированных систем, решающих технические задачи. Предложенная глубокая архитектура нейроморфных систем позволяет запоминать информацию, с одной стороны классически обобщая входные данные и понижая размерность задачи, с другой стороны позволяет расширять систему не только в глубину, но и в ширину, обобщая информацию в различных контекстах, которые в свою очередь могут быть использованы на высших уровнях. Таким образом, на всех уровнях обработки информации от сенсоров к эффекторам, такая система сохраняет существенно больший объем информации. Разработанные специальные программные средства для создания нейроморфных систем управления позволяют проводить исследование предложенных моделей и архитектур. Такие программные средства могут быть использованы также для создания систем технического зрения и обработки информации с эффективной по производительности унифицированной архитектурой, что позволит повысить скорость разработки систем, увеличить надежность, повысить эффективность повторного использования кода, значительно упростить сопровождение и дальнейшее развитие функциональности систем. Кроме того, разработанные программные средства могут быть использованы для создания программных комплексов моделирования систем с гибкой структурой, изменяющейся во время выполнения. Такие программные комплексы могут быть эффективно использованы в качестве средств исследования и отработки сложных алгоритмов.

Методология и методы исследования. При анализе и синтезе моделей нейронов и нейронных сетей, а также алгоритмов их настройки, используются методы теории автоматического управления и математического моделирования. Для программной реализации моделей использованы методы структурного и объектно-ориентированного анализа и программирования. Предложенные решения отработаны с помощью компьютерного моделирования и экспериментальных исследований конкретных систем.

Положения, выносимые на защиту

1. Разработанная новая модель технического нейрона, правила ее настройки и свойства обеспечивают структурную пластичность нейронных сетей и облегчают перенос известных из биологии нейронных структур и принципов их формирования в новые варианты нейроморфных систем.

2. Разработанная архитектура нейроморфных систем со структурной настройкой обеспечивает динамическую перестройку топологии сети под изменяющиеся условия задачи или же в случае деградации функциональных возможностей системы, например, частичной неисправности.

3. Специальное программное обеспечение для разработки нейроморфных систем управления и обработки информации с динамически изменяющейся структурой и функциями обеспечивает реализацию систем, гибко адаптируемых к заранее не запланированным изменениям во входных данных и алгоритмах.

Степень достоверности и апробация результатов. Достоверность научных положений, основных выводов и результатов диссертации обеспечивается за счет анализа состояния исследований в данной области, согласованности теоретических выводов с результатами экспериментальной проверки алгоритмов, а также апробацией основных теоретических положений диссертации в печатных трудах и докладах на международных научных специализированных конференциях, апробацией в проектах конкретных систем различного назначения. Достоверность полученных результатов подтверждается

также итогами применения разработанных моделей и программных средств на практике.

Разработанные модели нейронов и нейроморфных систем были успешно применены в создании новых систем управления роботами (грант РФФИ 12-07-00748-а). Также использовались в учебном курсе «Методы искусственного интеллекта в мехатронике и робототехнике» СПбПУ.

Результаты исследования внедрялись в рамках договоров: № 413-10 от 01.10.2010 на выполнение СЧ ОКР «Разработка технических предложений на создание системы технического зрения для мониторинга и определения параметров относительного движения космических объектов с использованием телевизионных и оптических средств»; № 430-11 от 01.11.2011 на выполнение СЧ ОКР, «Разработка системы технического зрения для мониторинга и определения параметров относительного движения космических объектов с использованием телевизионных и оптических средств»; № 547-14 от 05.1.2014 на выполнение НИР «Исследование технических путей создания комплексной бортовой системы управления для универсального спасательного средства»; № 573-15 от 14.08.2015 на выполнение НИР «Создание составных частей бортовой системы управления универсального спасательного средства нового типа с функцией беспилотного управления для эвакуации персонала в чрезвычайных ситуациях природного и техногенного характера на Арктическом шельфе»; № 502-13 от 19.07.2013 на выполнение НИР «Технология совместной обработки информации от видеокамер различного типа для обеспечения безопасного движения автомобиля в реальной окружающей среде».

Имеются акты внедрения результатов работы от Санкт-Петербургского политехнического университета Петра Великого, Нижегородского государственного технического университета им. Р.Е. Алексеева, Центрального научно-исследовательского и опытно-конструкторского института робототехники и технической кибернетики.

Основные положения и результаты диссертационной работы докладывались в 2013 – 2016 годах на XV Всероссийской научно-технической конференции «Нейроинформатика-2013»; XVI Всероссийской научно-технической конференции «Нейроинформатика-2014»; Всероссийской научно-технической конференции «Экстремальная робототехника»; 4-ой международной конференции по анализу изображений, социальных сетей и текстов (AIST-2015); IV всероссийской конференции «Нелинейная динамика в когнитивных исследованиях» (НДКИ – 2015); 8-й всероссийской мультikonференции по проблемам управления (МКПУ-2015); XVIII Международной научно-технической конференции «Нейроинформатика-2016»; 13-ом Международном симпозиуме по нейронным сетям (ISNN 2016).

Публикации. По материалам диссертации опубликовано 12 печатных работ, включая 5 публикаций в научных журналах, рекомендованных ВАК («Нейрокомпьютеры: разработка, применение», «Информационно-измерительные и управляющие системы», «Известия ЮФУ. технические науки»), 2 публикации в изданиях, индексируемых в WoS/Scopus.

Личный вклад автора. Математические модели, теоретические выводы и практические решения, результаты тестирования. Основные научные положения сформулированы и изложены автором самостоятельно.

Структура и объем работы. Диссертация объемом 176 машинописных страниц содержит введение, пять глав и заключение, список литературы (93 наименования), 7 таблиц, 100 рисунков.

Equation Section (Next)

1 Анализ современных нейроморфных систем управления и обработки информации

1.1 Актуальность исследования

В настоящее время существует множество слабо-формализуемых задач анализа и обработки информации, плохо решаемых существующими методами. В частности, это задачи адаптивного управления поведением робототехнических систем.

Можно выделить следующие методологии и подходы, которые применяются при исследовании и создании систем анализа и обработки информации, и адаптивного управления роботами [17]:

- экспертные системы [18];
- системы нечеткой логики [19,20];
- системы обучения с подкреплением [21];
- теория функциональных систем [22,23];
- агенто-ориентированный подход [24];
- искусственные нейронные сети [25,26].

Искусственные нейронные сети являются одним из общих подходов, в решении такого класса задач.

Однако искусственные нейронные сети, включая активно развивающиеся в настоящее время архитектуры сетей глубокого обучения [27], в практическом применении используются для решения некоторой частной задачи. Решение с применением нейронных сетей часто лучше, чем другие подходы, но остается проблема их обобщения. Иными словами, нейронные сети работают в некотором заданном контексте и если этот контекст меняется, то необходимо строить и обучать новую сеть.

Так, решение с помощью нейронной сети только одной частной задачи, например, распознавания образов, в момент перехода от нейросетевого представления к ограниченному набору классов резко сужает большое количество различных контекстов, в которых может использоваться

формируемая НС информация, к одному контексту, ограниченному набором распознаваемых классов для конкретной решаемой задачи.

Если в качестве примера рассматривать роль искусственных нейронных сетей в задачах управления поведением роботов, то они применяются в двух аспектах:

- 1) Для решения локальных задач, обнаружение и распознавание целевых объектов, идентификация объекта управления, адаптивная регуляция и др. Т.е. решаются отдельные этапы целевой задачи робота;
- 2) Выбранная архитектура ИНС обучается на множестве примеров решать целевую задачу робота.

В первом случае архитектура выбранной нейронной сети обобщает пространство входных параметров, обычно высокой размерности, в малое пространство решения локальной задачи. При этом мы получаем эффективное решение каждой локальной задачи, однако гибкость системы управления поведением робота в целом оказывается ограниченной, поскольку строится из модулей, решающих задачу в ограниченном контексте.

Во втором случае, потенциальная гибкость системы управления определяется архитектурой нейронной сети, однако в настоящее время не существует архитектур ИНС, эффективно решающих сколь-нибудь сложные задачи управления поведением робота.

Одной из причин этих проблем является отсутствие в существующих архитектурах искусственных нейронных сетей возможности для самоорганизации во время функционирования. Для их преодоления представляется перспективным развивать нейроморфный подход.

1.2 Обзор нейроморфных систем управления

Активное развитие новой области нейроморфной техники связано с разработкой принципов, архитектур и реализаций нейробиологических систем. Такой нейроморфный подход предполагает уход от известных моделей формальных нейронных сетей и попытки программной и аппаратной реализации

моделей функциональных частей мозга и нервной системы. Практическое развитие этого направления в настоящее время в плане нейроморфных вычислений (neuromorphic computing) поддерживается фирмой IBM [28], а в плане аппаратных реализаций нейроморфной техники и ее использования – оборонным агентством США DARPA, которое в 2008 году реализовывало проект SyNAPSE [29]. Примерами ранних разработок нейроморфных СБИС являются: Silicon Retina (модель глаза) [30], Silicon Cochlea (модель уха) [31] и др.

Нейроморфная техника должна обеспечить построение машин, которые имеют аналогичное человеческому восприятие, способность к самоорганизации [32], робастность по отношению к изменениям среды и объекта управления.

Нейроморфные средства (алгоритмы и аппаратные реализации) разрабатываются на основе моделей наиболее изученных структур мозга (зрительных отделов коры мозга, гиппокампа, мозжечка, сенсомоторных цепей и пр.) [33,34].

Ниже рассмотрены некоторые из известных современных проектов по разработке нейроморфных систем управления.

В области нейронауки в настоящее время достигнуто глубокое понимание биологических основ зрения, используя такие техники как электрофизиология одиночных нейронов, психофизика, функциональный нейроимеджинг. Построены вычислительные модели зрения приматов, которые показывают хорошие результаты, но пока не способны работать с реальными изображениями. Нейроморфная техника предлагает решение этой проблемы путем взаимодействия между вычислительной нейронаукой и машинным зрением. Система Beowulf [35] использует нейроморфный алгоритм, реализующий модель зрительного внимания, основанную на выделении главных объектов (bottom-up salient-based attention model). Модель включает зрительное внимание, моделируемое по типу обработки информации в дорсальной коре мозга приматов, локализованное распознавание объектов, моделируемое как обработка информации в вентральной коре мозга, быстрое вычисление

сущностей сцены и высокоуровневые решения для базисной навигации. Используя эту модель, Veobots продемонстрировал решение традиционно сложных технических проблем мобильных роботов, включая компьютерное зрение, навигацию, сенсомоторную координацию и принятие решений при дефиците времени.

Система Albus разработана на основе модели мозжечка, который координирует сложные сенсомоторные движения. Формализованная модель мозжечка впервые была применена для управления многостепенным манипулятором [15]. Модель была названа СМАС (Cerebral Model of Articulation Computer) – мозжечковая модель артикуляционного компьютера. Система Albus, которая применялась для управления 7-ми степенным манипулятором, объединяла 7 параллельных модулей СМАС. Она имела 18 входов, 4 из которых кодировали входные команды, а остальные – были обратными связями от датчиков приводов руки. Манипулятор управлялся 7-ю выходными сигналами, т.е. по одному сигналу на привод степени подвижности. Система обучалась правильному управлению в соответствии с командами путем исправления ошибок отработки, т.е. функция вектор-векторного преобразования в наборе модулей СМАС, соответствующая желаемой траектории схвата манипулятора.

Система Darwin [14] моделирует некоторые области мозга, отвечающие за восприятие и формирование поведений. Разработана серия систем и мобильных сенсорных платформ Darwin для экспериментирования в области управления роботами. Эти платформы имеют также общее название «Brain-based Devices - BBD». Средствами BBD возможно, как грубое моделирование нервной системы в целом, так и более тонкое моделирование ее частей и их взаимодействий, что позволяет проводить эксперименты по реализации нейросетевых механизмов для разных видов памяти, распознавания и управления.

Проект Darwin в своем развитии прошел ряд этапов. Наиболее интересные результаты получены на последних этапах проекта. Так, Darwin VIII был способен к различению простых визуальных целей (цветных геометрических

форм) путем ассоциации их с врожденно предпочитаемыми аудио репликами. Darwin IX может выполнять навигацию и категоризировать структуры, используя искусственные усы, моделируемые на основе нейроанатомических структур соматосенсорной системы крысы. Darwin X способен развивать свою пространственную и эпизодическую память, построенную на модели гиппокампа и окружающих его регионов. Эта платформа включает визуальную систему, систему направления головы, формацию гиппокампа, базальный отдел мозга, систему оценки-ощущения и систему выбора действий. Визуальная система позволяет распознавать объекты, а затем вычислять их позицию, тогда как средства одометрии (визуальных измерений) используются, чтобы чувствовать направление головы.

Метод автономного адаптивного управления [36] (А.А. Жданов) - концептуальная модель нервной системы, основывающаяся на ее наблюдаемых свойствах.

Проект «Мозг Анимата» (Редько В.Г., Анохин К.В. и др.) [12,37,38], базирующийся на теории функциональных систем и целью которого является формирование общей схемы построения моделей адаптивного поведения [39,40].

Также осуществляются проекты крупномасштабного моделирования мозга (Blue Brain Project, Human Brain Project) [10,11], которые нацелены на исследование когнитивных функций путем детального моделирования отдельных участков центральной нервной системы.

1.3 Функциональная схема предлагаемой нейроморфной системы управления

Прежде всего необходимо сформулировать общие принципы формирования нейроморфных систем.

Особенность современного подхода в моделировании нейроморфных систем, и в частности проектов крупномасштабного моделирования мозга в том, что они идут сверху. А именно – ведется моделирование высших нервных

структур, коры мозга, функций мозжечка, и на основе этого идет попытка понять, как осуществляется высшая когнитивная деятельность.

Однако можно предложить другой подход – идти снизу. Поскольку нервная система появилась как ответ на потребность в первую очередь в движении, и движение (в широком смысле этого слова – восприятие и активная реакция на среду) является основной функцией всех организмов, над которой весь остальной функционал надстраивается [41,42,43,44], то можно пойти по пути создания систем управления поведением технической системы в среде. При этом это не обязательно должен быть физической робот, который перемещается в пространстве. Принципиальным моментом здесь является то, что нейроморфная система взаимодействует со средой, и нейронная сеть осуществляет весь цикл обработки информации, от получения ее с сенсоров, до влияния на среду, через какие-либо эффекторы. Можно не умаляя общности назвать такую систему нейроморфной системой управления поведением.

Общий вид предлагаемой нейроморфной системы показан на рисунке 1.1.



Рисунок 1.1 – Общий вид замкнутой нейроморфной системы

Можно предложить уточненную схему нейроморфной системы управления поведением (Рисунок 1.2) которая в общем виде была представлена ранее на рисунке 1.1.

Здесь под обобщением сенсорных данных мы будем понимать процесс запоминания образов в общем (пока) смысле этого слова. Под моторной памятью мы понимаем возможность системы воспроизводить сложные воздействия на среду, набору которых система была научена ранее.



Рисунок 1.2 – Представление нейроморфной системы в терминах памяти и рефлексов

Блок принятия решения намеренно упрощаем до блока рефлекторной деятельности, подразумевая, что рефлексы могут быть достаточно сложны.

На рисунке 1.2 сенсоры и эффекторы не взаимодействуют друг с другом явно. Однако на практике они принципиально не всегда делимы. Мышечное волокно, являющееся эффектором с точки зрения СУ снабжено набором сенсоров, определяющих длину мышцы и развиваемое усилие. Аналогично двигатели робота обычно оснащены как минимум датчиками положения. Это сенсоры, хотя с точки зрения управления они прямо не участвуют в процессе, к примеру, восприятия образов с позиции системы технического зрения. Аналогично, в работе зрительной системы млекопитающих, важнейшую роль играет мышечный аппарат глаза, хотя работа этих эффекторов сама по себе обычно не учитывается в моделях анализа зрительной информации. В технике в качестве слабой аналогии можно привести поворотную (PTZ) камеру.

Исходя из этого более правильно будет нарисовать иную схему (Рисунок 1.3). Введем понятие внутренних сенсоров и эффекторов, которые обеспечивают поддержку основной функции и не могут быть исключены из ее модели. Тогда все связи в схеме становятся двунаправленными.



Рисунок 1.3 – Уточненная схема нейроморфной системы в терминах памяти и рефлексов

Для реализации предложенной схемы в рамках нейроморфного подхода, необходимо:

- предложить архитектуру нейроморфной системы управления поведением роботов;
- выбрать биологические нейронные сети с известной структурой и подходящим функциональным назначением для реализации элементов нейроморфной системы;
- разработать модель нейрона с набором свойств, необходимых для реализации выбранных моделей биологических нейронных сетей;
- выбрать тестовые задачи, которые с применением для их решения нейроморфного подхода, позволят продемонстрировать универсальность предложенных моделей и продемонстрировать их адаптивные свойства. Разработать элементы предложенной архитектуры нейроморфных систем, позволяющие решить эти задачи;
- провести исследование разработанных элементов нейроморфных систем.

На рисунке 1.4 предложен вариант архитектуры моторной памяти. В ней можно выделить три уровня:

1. Уровень регуляторов – обеспечивает базовые функции управления эффекторами исполнительной системы (приводами для робототехнической системы).
2. Уровень запоминания и воспроизведения положений (состояний) исполнительной системы предоставляет возможности для фиксации в своей нейронной сети целевые положения исполнительной системы в пространстве состояний.
3. Уровень запоминания и воспроизведения паттернов движения, или иными словами динамической активности, обеспечивает последовательный переход исполнительной системы от одного запомненного положения к другому.



Рисунок 1.4 – Возможная архитектура модуля моторной памяти

В основу реализации уровней моторной памяти предлагается положить известные биологические нейронные структуры. При этом в нейрофизиологии

достаточно глубоко изучены только низший уровень управления движением (спинальный), обеспечивающий регуляцию мышечных сокращений [45].

Для описания уровня запоминания положений можно воспользоваться известными гипотезами о сходстве в архитектуре моторной и зрительной коры мозга [46].

Наконец уровень запоминания и воспроизведения паттернов движения может быть основан на широко распространенных нейронных кольцевых структурах с положительной обратной связью, обеспечивающих в нервной системе очаги задающей активности.

Одним из важных свойств биологических нейронных структур, является их структурная адаптация. При этом можно выделить три стадии изменения структуры биологических нейронных сетей:

1. Эволюционная. На этой стадии сформировался общий вид архитектуры нервной системы и нейронные сети, обеспечивающие процессы жизнедеятельности. В теории искусственных нейронных сетей – этой стадии можно поставить в соответствие выбор разработчиком архитектуры ИНС, числа слоев, нейронов в скрытом слое, и т.п. А также средства глобальной оптимизации, например, генетические алгоритмы [20].
2. Первичное развитие нервной системы после рождения. На этой стадии формируются детальная архитектура зрительной и моторной коры и высших уровней, в соответствии с сенсорной информацией и спектром доступных движений.
3. Постоянное накопление опыта в структуре связей нейронов. Происходит в течении всего времени функционирования организма.

Пункты 2 и 3 в искусственных нейронных сетях реализуются путем алгоритмов обучения, настраивающих веса связей между заданным количеством нейронов для достижения наилучшей обобщающей/прогнозирующей способности на обучающей выборке.

Важным практическим отличием биологических нейронных структур, является их способность проводить настройку (обучение) онлайн, т.е. без этапа предварительного обучения. Эта особенность позволяет адаптироваться к изменяющимся условиям в процессе функционирования, причем адаптация может даже приводить к смене архитектуры нейронной сети (например, реализация более сложного анализа данных со слухового анализатора на зрительной коре в случае необратимого повреждения зрения). Также известно, что при приблизительно постоянном числе нейронов в мозгу, количество связей активно меняется. При этом каждая связь обеспечивает не просто факт передачи информации от выхода одного нейрона ко входу другого, а выполняет, в частности функции пространственного и временного обобщения входных данных. Таким образом, представляется необходимым исследовать и обеспечить реализацию механизмов структурной адаптации в разрабатываемых нейроморфных системах.

Однако существующие технические нейроны не учитывают важные особенности обработки сигналов биологическим нейроном и организации структуры связей между ними, и их применение в рамках предложенного нейроморфного подхода неизбежно приведет к существенному уходу в моделях именно от биологических структур и принципов их организации и взаимодействия.

Для разработки предлагаемой архитектуры нейроморфных систем управления поведением необходимо определить требуемые свойства нейрона, как функционального элемента таких систем и разработать новую модель технического нейрона, которая позволит разработать новые нейроморфные системы управления поведением роботов.

1.4 Обзор существующих моделей нейронов

1.4.1 Основные свойства нейрона

Биологический нейрон с точки зрения моделирования представляет собой мембрану [47,48,49]. Мы говорим про мембрану, т.к. именно на мембране

протекают те процессы, которые приводят к преобразованию потоков импульсов на входе, к потокам на выходе нейрона. Это означает, что необходимо описать поведение этой мембраны, и сложная структура мембраны означает, что эту структуру необходимо сохранить.

У мембраны нейрона есть тело, есть дендриты – ветвящиеся отростки. На теле нейрона и на дендритах есть синапсы – это входы нейрона, к которым подключаются выходы других нейроны. На теле нейрона есть генераторная зона, в которой формируется импульс, в ответ на превышение потенциалом нейрона некоторой фиксированной величины. Далее этот выходной сигнал распространяется по аксону нейрона к другим нейронам.

Можно сказать, что биологический нейрон представляет собой систему, осуществляющую аналоговые преобразования над импульсными потоками.

Важные особенности обработки сигналов в биологическом нейроне:

- Нейрон осуществляет и пространственную и временную суммацию сигналов.
- На дендритах суммируются сигналы обычно одного функционального назначения.
- Вес (эффективность) входа зависит от его расположения (на теле он или на дендрите, ближе или дальше от генераторной зоны).
- Возможна временная суммация сигналов с разными постоянными времени в зависимости от типа активируемых входом ионных каналов.
- Нейроны обмениваются импульсами, которые позволяют четко отражать факт произошедшего события, и экономить энергию [50].
- Биологические НС отличаются от ИНС, в первую очередь тем, что у них реализуется структурная адаптация. То есть в биологической нейронной сети при необходимости увеличить вес связи – увеличивается число синапсов, образуемых на одном нейроне другим нейроном. При необходимости создать новую связь, она создается физически.

Расширение модели формального нейрона, с учетом этих свойств позволит создавать и исследовать для применения в технических системах модели известных биологических нейронных структур, сохраняя качественное правдоподобие в функциях такой сети.

1.4.2 Классификация моделей нейронов

Можно предложить следующую классификацию моделей нейронов (Рисунок 1.5).

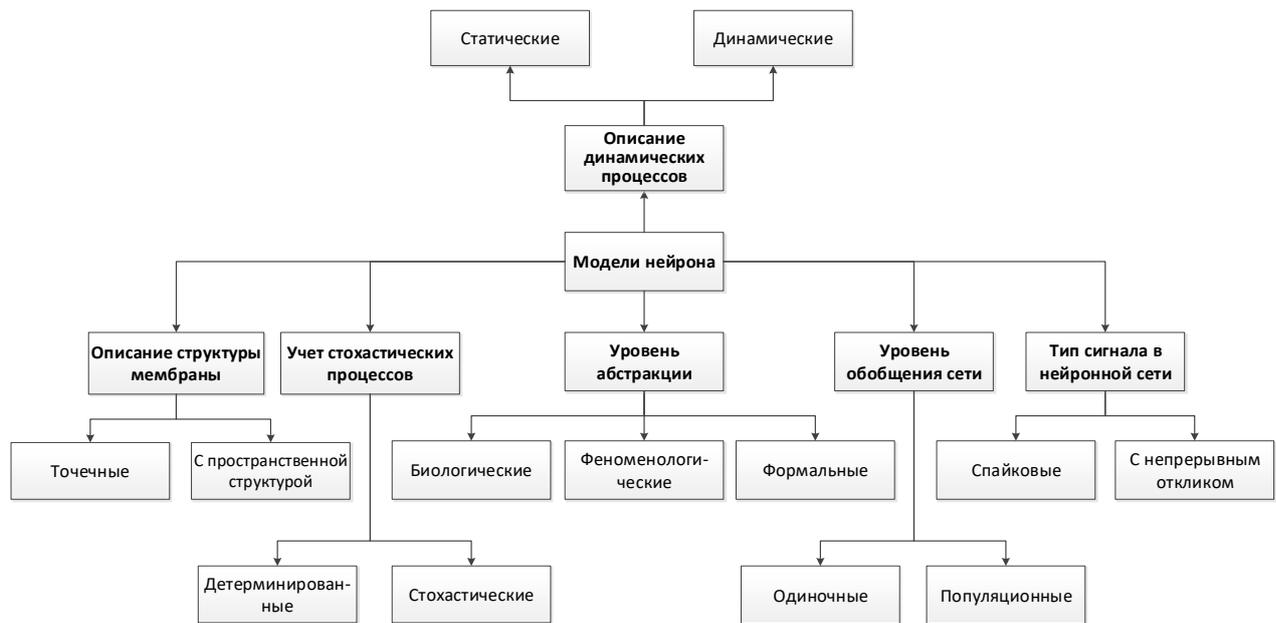


Рисунок 1.5 – Классификация моделей нейронов

Модели можно разделить по уровню абстракции:

- Биологические (биофизические) – модели, основанные на моделировании биохимических и физиологических процессов, которые как следствие приводят к определенному поведению нейрона в определенных режимах работы.
- Феноменологические – описывающие поведение нейрона в определенных режимах работы как «черный ящик».
- Формальные – модели с наивысшим уровнем абстракции, описывающие только основные свойства нейрона.

По описанию динамических процессов:

- Статические – функция которых представляет собой зависимость входа от выхода без учета времени.
- Динамические - учитывающие процессы временной суммации сигналов [51].

По описанию структуры мембраны:

- Точечные – рассматривающие нейрон как объект не имеющий выделенной пространственной структуры;
- С пространственной структурой – описание нейрона включает в себя дендритное дерево.

По типу сигнала в нейронной сети:

- Спайковые – нейроны, входные и выходные сигналы которых описываются последовательностью импульсов (спайков) [52,53].
- С непрерывным откликом – входными и выходными сигналами являются непрерывные величины, описывающие обобщенную частоту активности нейронов, или некоторую вероятностную величину.

По уровню обобщения сети:

- Одиночные – модели, описывающие отдельный биологический нейрон.
- Популяционные – модели, описывающие поведение нейронной популяции, как единого целого.

По учету стохастических процессов [54,55]:

- Детерминированные – без учета случайных процессов.
- Стохастические – описывающие нейрон как стохастический объект.

Каждая модель может соответствовать нескольким признакам из данной классификации.

Всего существуют десятки моделей нейронов [56,57].

Наиболее известные модели приведены на рисунке 1.6.



Рисунок 1.6 – Основные модели нейрона

Модель порогового интегратора [58] (стр.5). Одна из первых моделей нейрона, имеющая в настоящее время множество модификаций.

Модель Ходжкина-Хаксли представляет собой классическую модель, описывающую активность ионных каналов мембраны клетки. Является основой множества других биологических моделей. Эту модель в ее исходном описании можно отнести к биологическим динамическим моделям, описывающим одиночные нейроны без учета их пространственной структуры. Существуют детерминированная и стохастическая модели [59].

Модель Ижикевича [60] – простая детерминированная спайковая динамическая модель, описывающая одиночный нейрон без учета пространственной структуры дендритов. Активно применяется в настоящее время в проектах крупномасштабного моделирования мозга и нейроморфных системах управления в силу простоты реализации.

Кабельная теория [61] – описывает распространение и взаимодействие электрических сигналов в дендритных деревьях.

Мультикомпонентные модели [62]. Основным назначением моделей этого класса является детальное описание дендритного аппарата нейрона. Такие

модели служат основой для создания новых биологических моделей нейрона. Примером может служить мультикомпонентная модель порогового интегратора.

Искусственный (формальный) нейрон [63]. Основная модель нейрона в искусственных нейронных сетях (ИНС). По классификации: формальная, статическая, точечная, детерминированная, одиночная, с непрерывным откликом. Отдельные реализации модели могут быть стохастическими, а также использоваться в рекуррентных нейронных сетях.

Кроме того, существует множество моделей синаптической передачи, детально описывающих особенности предобработки входных сигналов в нейроне [64,65,66,67,68].

1.4.3 Формальные модели нейронов в искусственных нейронных сетях

Считается, что теория искусственных нейронных сетей, как новое научное направление, впервые была обозначена в классической работе Мак-Каллока и Питтса 1943 г [63]. В ней утверждалось, что, в принципе, любую логическую функцию можно реализовать с помощью простой нейронной сети. В своих последующих работах они исследовали сети для распознавания изображений, подвергаемых сдвигам и поворотам. Мак-Каллок и Питтс предложили в качестве модели искусственного нейрона бинарный пороговый элемент. Такой нейрон вычисляет взвешенную сумму n входных сигналов и формирует на выходе сигнал, равный 1, если эта сумма превышает определенный порог, и 0 - в противном случае.

Предложенная модель нейрона в дальнейшем претерпела некоторые изменения и получила название искусственного (формального) нейрона. Искусственный нейрон, имитируя в первом приближении свойства биологического нейрона, характеризуется своим текущим состоянием по аналогии с нервными клетками головного мозга, которые могут быть возбуждены или заторможены. Он имеет на входе группу синапсов – однонаправленных входных связей, соединенных с выходами других нейронов, и аксон – выходную

связь данного нейрона, по которой сигнал (возбуждения или торможения) поступает на синапсы следующих нейронов [69,70]. Общий вид такого искусственного нейрона приведен на рисунке 1.7.

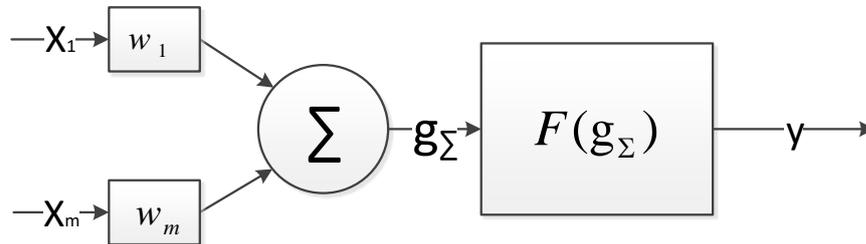


Рисунок 1.7 - Формальный нейрон

Каждый синапс характеризуется величиной синаптической связи или ее весом w_i . Текущее состояние нейрона определяется, как взвешенная сумма его

входов $g_\Sigma = \sum_{i=1}^n X_i \cdot w_i$. Выход нейрона есть функция $Y = F(g_\Sigma)$.

Нелинейная функция F называется активационной и может иметь различный вид. Одной из наиболее распространенных является нелинейная функция с насыщением – так называемая логистическая функция или сигмоид

$$F(x) = \frac{1}{1 + e^{-\alpha x}}.$$

Активационную функцию можно считать нелинейной усилительной характеристикой искусственного нейрона. Коэффициент усиления вычисляется как отношение приращения величины y к вызвавшему его приращению величины s . В случае сигмоидной функции он изменяется от малых значений при больших отрицательных возбуждениях, до максимального значения при нулевом возбуждении и снова уменьшается, когда возбуждение становится большим положительным. Таким образом, сигмоидная функция обладает свойством усиливать слабые сигналы лучше, чем большие, и предотвращает насыщение от больших сигналов, так как они соответствуют областям аргументов, где сигмоид имеет пологий наклон.

Существует множество модификаций модели формального нейрона [71] (Рисунок 1.8).

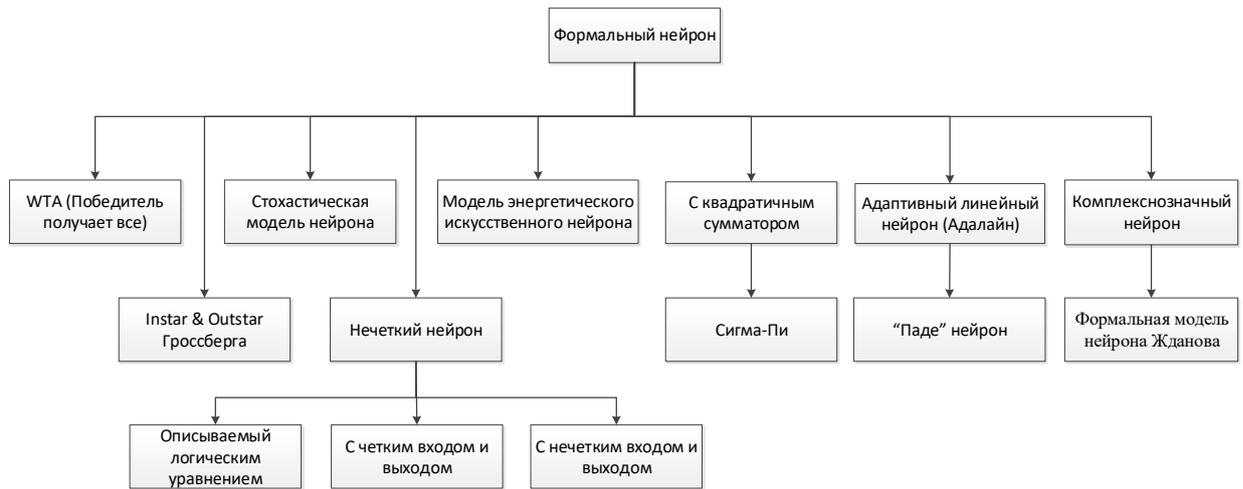


Рисунок 1.8 – Модификации моделей формального нейрона

Для придания нейронным сетям, создаваемым из совокупностей искусственных нейронов, желаемых свойств, нейронам сети придают дополнительные возможности. Главным здесь является возможность изменения весов входов, во время работы сети по некоторым правилам (законам обучения). Таким образом, веса входов могут быть: 1) постоянными, 2) управляемыми, 3) изменяющимися функциями от входного сигнала [72], 4) изменяющимися функциями от выходного сигнала коэффициентами (синапсы Хебба) [73].

Описанная модель искусственного нейрона игнорирует многие свойства своего биологического прототипа. Например, она не учитывает задержки во времени, которые влияют на динамику системы. Входные сигналы сразу же порождают выходной сигнал. В естественном нейроне вклад каждого входа изменяется в зависимости от общего количества активных в текущий момент времени входов. Следствием утраты этих свойств естественного нейрона является необходимость введения правил обучения для придания нейрону и нейронной сети требуемых пластических свойств, связанных с возможностью обучения. Предложенная модель также не способна воспроизводить свойства абсолютной и относительной рефрактерности, являющиеся существенными свойствами реального нейрона, влияющими на структуру и функции биологических нейронных сетей.

1.4.4 Биологические модели нейронов

Помимо моделей формальных нейронов разработан ряд более подробных моделей, описывающих нейрон с точки зрения химии протекающих процессов.

Так в модели Ходжкина-Хаксли (Hodgkin - Huxley model) [59] исследуется характер протекания тока через мембрану и моделируется распространение возбуждения. Эта модель учитывает действие трех различных типов ионного тока (натриевого, калиевого и тока утечки) на возбудимость мембраны. Последующие подобные физиологические модели отличаются от модели Ходжкина-Хаксли учетом большего количества типов ионов (модель коркового нейрона с шумом, модель Конора-Валтера-МакКоуна и др.) [74]. При этом во всех подобных моделях при выводе законов изменения проводимостей мембраны внимание в первую очередь обращалось на достижение точного совпадения расчетных и экспериментальных данных, что затрудняет их применение для решения прикладных задач управления. Схематично классификация моделей, описывающих нейрон с точки зрения химии протекающих процессов, представлена ниже, на рисунке 1.9.

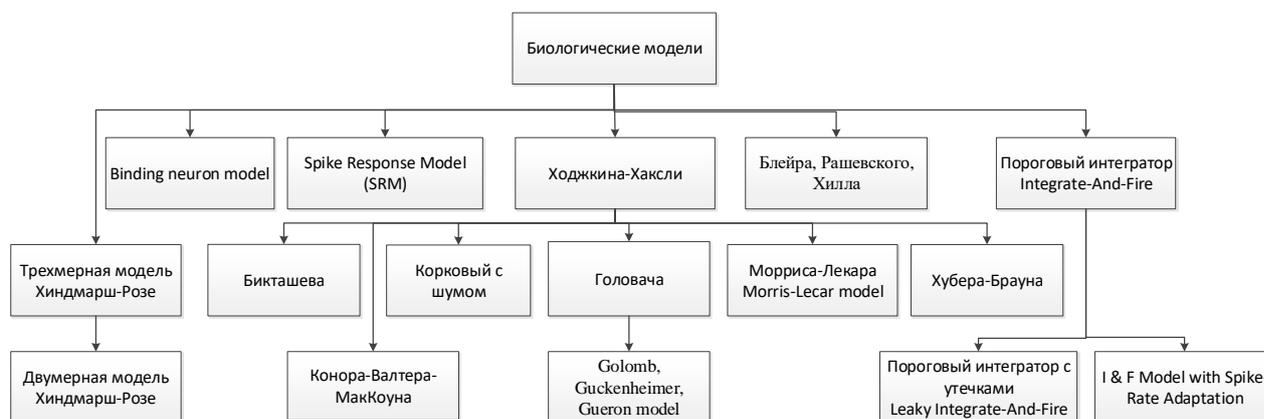


Рисунок 1.9 – Модели нейрона, основанные на описании химии протекающих процессов

Ниже рассмотрим некоторые основные модели.

В основе модели Ходжкина-Хаксли лежит эквивалентная схема мембраны, представленная на рисунке 1.10.

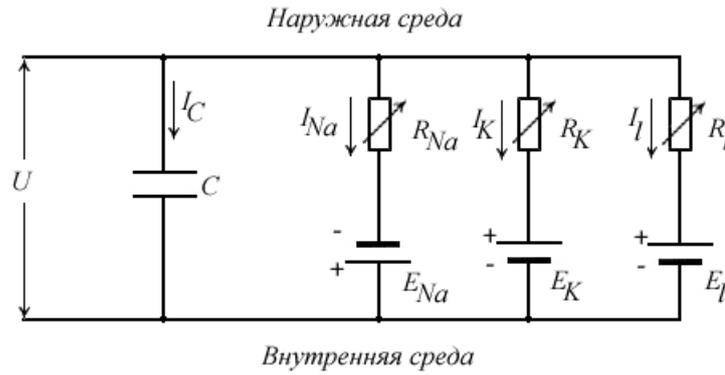


Рисунок 1.10 – Эквивалентная схема мембраны Ходжкина - Хаксли

Принимается, что полный ток через мембрану нейрона является суммой емкостного тока I_C , тока перемещения ионов натрия внутрь клетки I_{Na} , тока перемещения ионов калия из клетки во внеклеточную жидкость I_K , и небольшого тока перемещения ионов других веществ, в частности, ионов хлора I_l . Сопротивления R_{Na} и R_K являются переменными, сопротивление R_l - постоянным, удельная емкость мембраны обозначена через C . E_{Na} , E_K , E_l - равновесные потенциалы мембраны для равной концентрации соответствующих ионов в клетке и внеклеточной среде. Напряжение U определяет потенциал мембраны. Полный ток через мембрану I_m определяется формулой

$$I_m = C \frac{dU}{dt} + I_{Na} + I_K + I_l. \quad (1.1)$$

Обычно при раздражении клетки при помощи микроэлектрода можно считать, что полный ток через мембрану равен нулю. Тогда потенциал действия по Ходжкину и Хаксли определяется дифференциальным уравнением

$$\frac{dU}{dt} = \frac{1}{C} (I_{Na} + I_K + I_l). \quad (1.2)$$

Ионные токи могут быть выражены через значения проводимостей следующим образом:

$$\left. \begin{aligned} I_{Na} &= g_{Na} (U - U_{Na}), \\ I_K &= g_K (U - U_K), \\ I_l &= g_l (U - U_l), \end{aligned} \right\} \quad (1.3)$$

где $U = E - U_0$, $U_{Na} = E_{Na} - U_0$, $U_K = E_K - U_0$, $U_l = E_l - U_0$, а U_0 - абсолютное значение потенциала покоя.

Ионные проводимости $g_{Na} = \frac{1}{R_{Na}}$ и $g_K = \frac{1}{R_K}$ существенно изменяются при развитии возбуждения. Для того, чтобы описать закон изменения проводимостей g_K , предложено ввести вспомогательную переменную n , подчиняющуюся следующему дифференциальному уравнению:

$$\frac{dn}{dt} + (\alpha_n + \beta_n)n = \alpha_n, \quad (1.4)$$

где α_n, β_n - некоторые фиксированные значения, являющиеся функциями деполяризующего напряжения V . Проводимость g_K тогда может быть записана в виде $g_K = \bar{g}_K n^4$, где \bar{g}_K - некоторая константа.

Для параметров α_n и β_n были определены следующие эмпирические зависимости:

$$\alpha_n = 0.01(V + 10) \frac{1}{e^{\frac{V+10}{10}} - 1},$$

$$\beta_n = 0.125e^{\frac{V}{80}}.$$

Закон изменения проводимости g_{Na} в модели Ходжкина-Хаксли может быть представлен через решение системы двух уравнений первого порядка

$$\left. \begin{aligned} \frac{dm}{dt} + (\alpha_m + \beta_m)m &= \alpha_m, \\ \frac{dh}{dt} + (\alpha_h + \beta_h)h &= \alpha_h, \end{aligned} \right\} \quad (1.5)$$

где $\alpha_m, \beta_m, \alpha_h, \beta_h$ - постоянные, зависящие от деполяризующего напряжения.

Проводимость g_{Na} представляется функцией этих переменных - $g_{Na} = m^3 \bar{h} \bar{g}_{Na}$, где \bar{g}_{Na} - некоторая константа.

Были установлены следующие эмпирические зависимости для постоянных уравнений (1.5):

$$\alpha_m = 0.1(V + 25) \frac{1}{e^{\frac{V+25}{10}} - 1},$$

$$\beta_n = 4e^{\frac{V}{18}},$$

$$\alpha_n = 0.07e^{\frac{V}{20}},$$

$$\beta_n = \frac{1}{e^{\frac{V+30}{10}} + 1}.$$

При выводе законов изменения проводимостей мембраны для ионов натрия и калия, внимание в первую очередь обращалось на достижение совпадения расчетных и экспериментальных данных.

Как видно из изложенного, теория возбуждения нервной клетки Ходжкина-Хаксли весьма сложна и уделяет основное внимание мембране нейрона, не рассматривает детально синаптический аппарат, оперируя лишь следствиями его воздействия на мембрану нейрона.

В моделях, относящихся к рассмотренному классу как правило детально описываются отдельные аспекты функционирования биологического нейрона. Так, например, модель Ходжкина-Хаксли описывает транспорт ионов через мембрану клетки, но не функцию генерации потенциала действия, или синаптической передачи. Также биологические модели вычислительно трудоемки. Наконец представляется избыточным описание нейрона на уровне химии протекающих процессов, в задачах нейроморфного управления. Нам необходима модель нейрона, правдоподобно описывающая процесс преобразования импульсных потоков в биологическом нейроне, но не спускаясь на уровень биофизических реакций. Таким образом, мы приходим к следующему классу моделей: феноменологических.

1.4.5 Феноменологические модели нейронов

Также существует широкий класс феноменологических моделей (Рисунок 1.11). Эти модели отличаются тем, что, либо описывают функционирование биологического нейрона не столько количественно, сколько качественно, либо направлены на моделирование конкретного типа нейронов, например, или более узкой направленностью исследования, например, модели для понимания распространения волны возбуждения в отдельных участках проводящей системы сердца (модели МакАлистера-Нобла-Цяня [75] и Билера-Рейтера [76], Алиева-Панфилова [77], Зимана [78]).

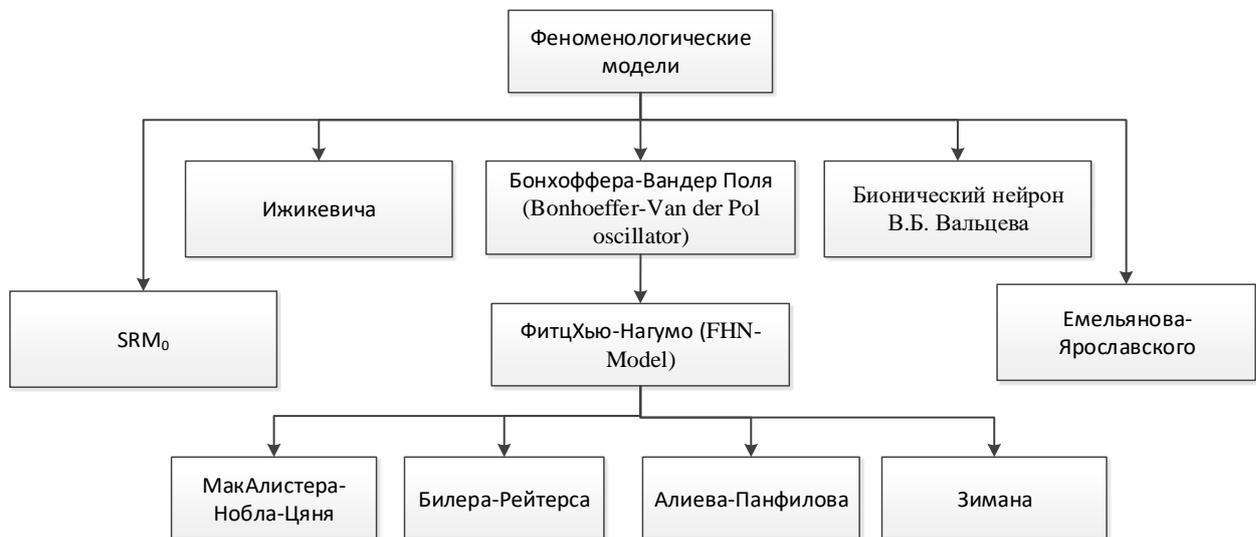


Рисунок 1.11 – Некоторые феноменологические модели нейрона

Из феноменологических моделей, можно выделить модель Ижикевича [79], как активно применяемую в нейроморфных системах управления. Эта модель основана на квадратном полиноме в правой части уравнения для мембранного потенциала и также является двусегментной и содержит дополнительное условие для сброса:

$$\frac{dv}{dt} = 0.04v^2 + 5v + 140 - u + I ,$$

$$\frac{du}{dt} = a(bv - u) ,$$

если $v \geq 30mV$, то: $v \leftarrow c, u \leftarrow u + d$.

Здесь переменная v отражает потенциал мембраны нейрона, переменная u отражает переменную восстановления мембраны, которая отвечает за активацию калиевого насоса и дезактивацию натриевого насоса, и обеспечивает обратную связь к v ; переменная I отражает синаптические (инъецируемые) токи. Параметр a описывает временной масштаб переменной восстановления u : чем меньше значение, тем медленнее восстановление. Типовое значения параметра $a=0.02$. Параметр b описывает чувствительность переменной восстановления u к предпороговым колебаниям мембранного потенциала v . Типовое значение $b=0.2$. Параметр c описывает значение, до которого сбрасывается мембранный потенциал v после генерации спайка. Типовое значение $c=-65\text{mV}$. Параметр d описывает сброс переменной восстановления u после генерации спайка. Типовое значение $d=2$. В работе [60] показано, что данная модель способна воспроизводить все двадцать типов по классификации Ижикевича активности реальных биологических нейронов в зависимости от значений четырех параметров модели.

Феноменологические модели описывают паттерны поведения нейрона, или нейронной популяции в определенных условиях. Например, в составе нейронных структур управления сердечным сокращением. Соответственно область применимости существующих моделей изначально ограничена. Модель нейрона Ижикевича следует выделить отдельно – она относится к универсальным моделям и позволяет настройкой параметров описать нейрон требуемого типа.

1.4.6 Сравнительный анализ биологических и феноменологических моделей

В работе [80] рассмотрен перечень свойств кортикальных нейронов и их воспроизводимость на распространенных биологических и феноменологически моделях. Всего рассмотрено 20 свойств и представлено распределение моделей в осях ресурсоемкость-число воспроизводимых свойств. В таблице 1.1 представлены характеристики моделей.

Таблица 1.1 – Сравнительная таблица характеристик биологических и феноменологических моделей нейронов

Модель	Б/з	A	B	C	D	E	F	G	H	I	J	K	L	M	N	O	P	Q	R	S	T	Y	Опр.
Пороговый интегратор	-	+	-	-	-	-	-	+	-	-	-	-	+	-	-	-	-	-	-	-	-	-	5
Пороговый интегратор с адаптацией	-	+	-	-	-	-	+	+	-	-	-	-	+	-	-	-	-	+	-	-	-	-	10
IFB модель	-	+	+		+	-	+	+	-	-	-	-	+	+	+	-	+	+	-	-	-	-	13
Пороговый резонатор	-	+	+	-	-	-	-	+	+	-	+	+	+	+	-	-	+	+	+	-	-	+	10
Квадратичный пороговый интегратор	-	+	-	-	-	-	-	+	-	+	-	-	+	-	-	+	+	-	-	-	-	-	7
Ижикевича	-	+	+	+	+	+	+	+	+	+	+	+	+	+	+	+	+	+	+	+	+	+	13
ФитцХью-Нагумо [81,82]	-	+	+	-		-	-	+	-	+	+	+	-	+	-	+	+	-	+	+	-	-	72
Хиндмарш-Розе [83]	-	+	+	+			+	+	+	+	+	+	+	+	+	+	+	+	+	+	+	+	120
Морриса-Лекара [84]	+	+	+	-		-	-	+	+	+	+	+	+	+	+	+	+	-	+	+	-	-	600
Вилсона	-	+	+	+			+	+	+	+	+	+	+	+	+	+	+	+	+				180
Ходжкина-Хаксли	+	+	+	+			+	+	+	+	+	+	+	+	+	+	+	+	+	+	+	+	1200

В таблице 1.1 буквами латинского алфавита отмечены следующие типичные паттерны реакций биологического нейрона:

- A – Tonic spiking;
- B – Phasic spiking;
- C – Tonic bursting;
- D – Phasic bursting;
- E – Mixed model (bursting then spiking);
- F – Spike frequency adaptation;
- G – Class 1 excitability;
- H – Class 2 excitability;
- I – Spike latency;
- J – Subthreshold oscillations;
- K – Frequency preference and resonance;
- L – Integration and coincidence detection;
- M – Rebound spike;
- N – Rebound burst;
- O – Threshold variability;
- P – Bistability of resting and spiking states;
- Q – Depolarizing after-potentials;
- R – Accomodation;
- S – Inhibition-induced spiking;

T – Inhibition-induced bursting;

Y – Autonomous chaotic dynamics.

В последнем столбце таблицы приведено приблизительное число операций с плавающей точкой, необходимое для расчета 1 мс модельного времени. Соответствующий таблице график представлен на рисунке 1.12.

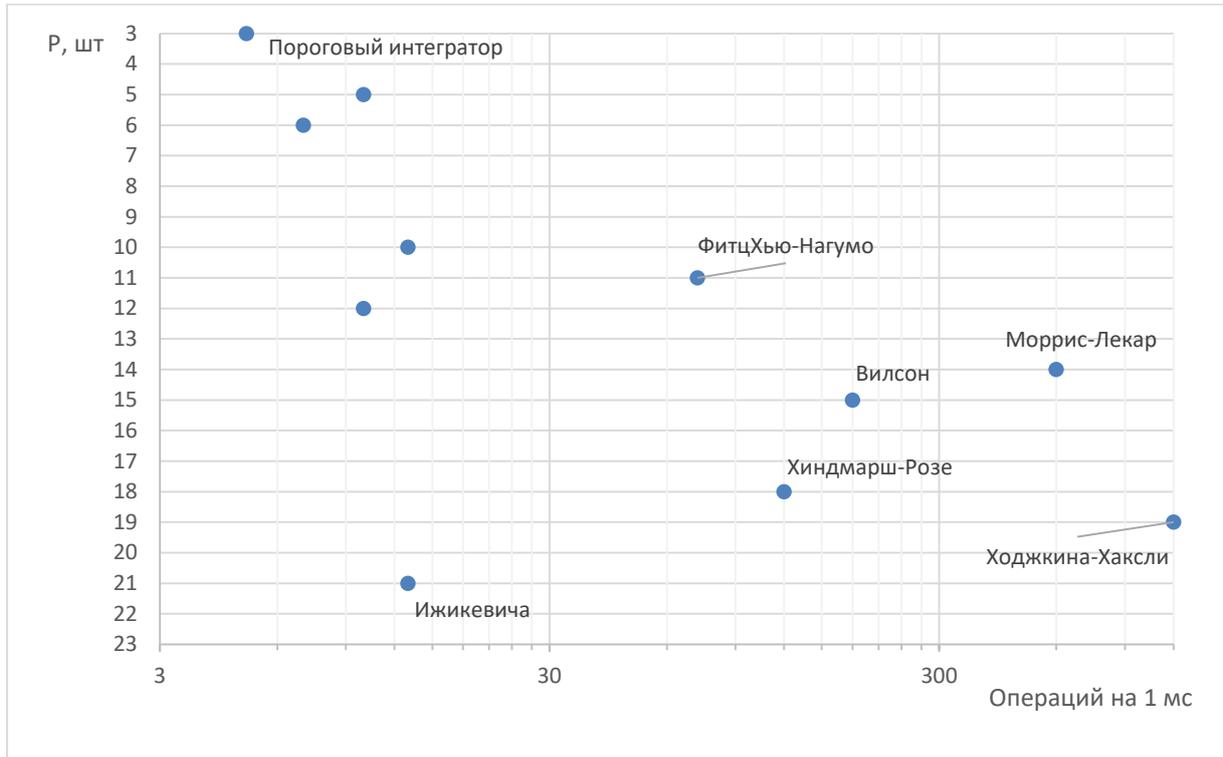


Рисунок 1.12 – Сравнение свойств импульсных моделей нейронов

Модель Ижикевича превосходит все остальные в совокупности по числу воспроизводимых свойств и по вычислительной сложности. Однако не позволяет описывать структуру дендритного и синаптического аппаратов нейрона, как и все остальные классические модели из приведенного списка.

1.4.7 Модели нейронов с пространственной структурой

Можно выделить отдельный класс биологических моделей в той или иной степени описывающих структуру мембраны нейрона (Рисунок 1.13) [61,62,78,85].

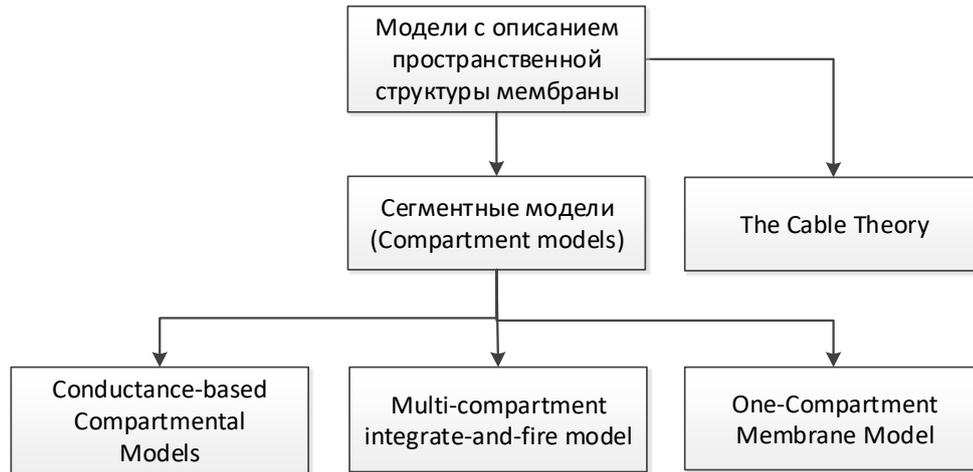


Рисунок 1.13 – Модели, учитывающие пространственную структуру дендритов и аксона нейрона

В этих моделях добавляется важная функциональность – возможность описывать пространственную структуру мембраны нейрона (дендритных деревьев, и распространения сигналов по аксону). Однако существующие реализации обычно привязаны к определенным базовым биологическим моделям (например, порогового интегратора, в свою очередь обладающих другими недостатками).

1.4.8 Модель нейрона по Романову

Отдельно рассмотрим модель нейрона, положенную в основу нашей работы. Эта модель не вошла в предыдущие схемы, так как изначально разрабатывалась как аналоговая электрическая схема на операционных усилителях.

В работе [86] приведена принципиальная схема модели нейрона, предложенная С.П. Романовым и, в значительной степени, свободная от перечисленных недостатков.

На входах модели находятся последовательно соединённые интеграторы и управляемые ключи, которые моделируют функции синаптического аппарата нейрона. Выходы ключей подключены к RC-цепочкам, моделирующим функции "натриевого" и "калиевого" насосов. Причём возбуждающие синапсы подключаются к RC-цепочкам, осуществляющим накопление отрицательного

потенциала (модель "калиевого" насоса), а тормозные синапсы – к RC-цепочкам, осуществляющим накопление положительного потенциала (модель "натриевого" насоса). Операционный усилитель, моделируя процессы в области низкопороговой зоны нейрона, обеспечивает алгебраическое суммирование образуемых на мембране возбуждающих и тормозных потенциалов и генерацию потенциала действия.

Подробная реализация одного входа модели нейрона, отражающую функционирование ионного канала в области синапса приведена в работе [87] стр. 380.

Особенность рассмотренной модели заключается в том, что в ней промоделирован механизм участия целостной мембраны нейрона в генерации потенциала действия. Это позволяет наряду с осуществлением процесса суммации входных сигналов только активных входов модели, учитывать количество и характеристики дендритов нейрона, которые в конечном итоге определяют процессы абсолютной и относительной рефрактерности, и гиперполяризации. Также модель позволяет описывать структуру дендритного и синаптического аппарата, и распространение сигнала по аксону нейрона.

1.5 Моделирование нейрона, как компонента нейроморфных систем

Подытоживая обзор существующих моделей нейронов рассмотрим перспективы развития моделей применительно к проблеме создания нейроморфных систем.

Как было показано, существует большое число биологических моделей нейрона, однако основным назначением этих моделей является максимально точное описание процессов, протекающих в биологическом нейроне. Для решения задач управления техническими системами такой уровень абстракции представляется избыточным.

Рассматривая моделирование естественного нейрона, мы исследуем переход от моделей формального нейрона к более сложным моделям нейрона как динамической системы преобразования информации, пригодной для решения

задач управления (рисунок 1.14). Этот переход преследует цель понять и отразить принципы организации и развития нервной системы живых организмов при их использовании для решения задач управления, не опускаясь в детализации до уровня химии протекающих в клетке процессов.

Можно сформулировать следующие условия, которым должна удовлетворять модель нейрона, как элемента нейроморфных систем:

- описание всего процесса преобразования сигналов от входов к выходу;
- обмен данными в нейронной сети как потоками импульсов;
- возможность описания структуры дендритного и синаптического аппарата;
- уровень абстракции модели должен описывать механизмы преобразования импульсных потоков в нейроне, не опускаясь до моделирования химии протекающих процессов;
- возможность настройки модели нейрона основываясь на наблюдаемых макроскопических параметрах биологического нейрона (размер, структура дендритов и т.п.).

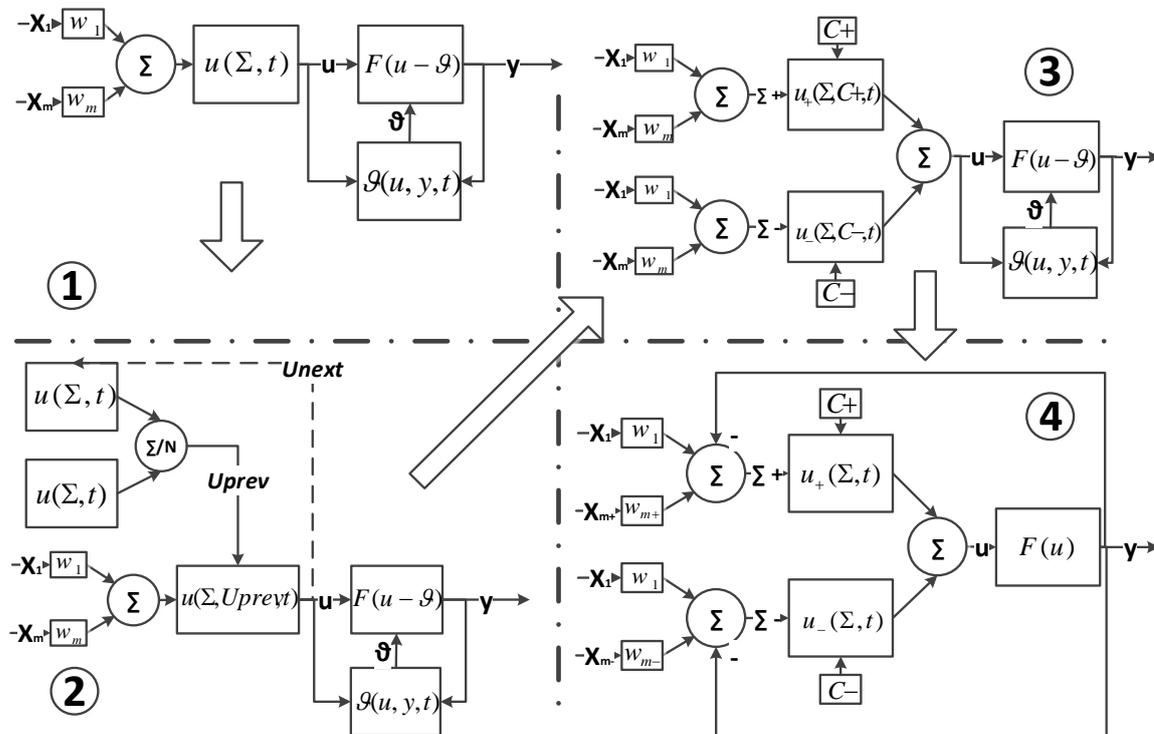


Рисунок 1.14 – Эволюция модели нейрона (пояснения в тексте)

Здесь $x_1 - x_m$ – входные сигналы нейрона;

$w_1 - w_m$ – весовые функции входов;

y – выходной сигнал нейрона;

u – значение мембранного потенциала;

\mathcal{G} – пороговая функция;

F – функция активации;

N – число участков мембраны в узле ветвления дендрита;

C^+, C^- – константы ожидаемого уровня вклада в мембранный потенциал

u^+, u^- – вклады в мембранный потенциал от деполяризующих и гиперполяризующих ионных механизмов.

Рисунок 1.14 часть 1 представляет в общем виде универсальную модель формального нейрона [88]. Классический формальный нейрон может быть получен из этой модели, если отказаться от временной суммации сигналов, установить фиксированный порог и выбрать, например, сигмоидальную функцию активации.

Дальнейшим развитием этой модели может быть введение описания структурной организации мембраны нейрона (рисунок 1.14 часть 2). Здесь значение потенциала в участке мембраны нейрона является производным не только от значений входов и весов синапсов, но и от среднего значения мембранного потенциала других, подключенных участков мембраны. Это позволит моделировать структуру дендритного и синаптического аппарата нейронов и осуществлять более сложные вычисления пространственной и временной суммации сигналов на мембране нейрона. Таким образом, минимальным функциональным элементом нейронной сети следует считать не нейрон, а участок его мембраны. Структура дендритного аппарата описывается сегментными моделями.

С учетом наличия временной суммации сигналов, структурная организация позволяет реализовать отдельную обработку сигналов различного

функционального назначения на одном нейроне. Для этого можно выделить отдельный дендрит, который будет осуществлять, например, суммацию только сигналов о текущем положении объекта управления, формируемых афферентным нейроном, а также сигнала поправки к положению, формируемому высшим уровнем управления. При этом отдельный дендрит будет реализовывать аналогичное поведение, например, по скорости движения объекта, а тело нейрона будет осуществлять интегральное объединение этих контуров управления, которое в противном случае потребовало бы добавления дополнительного нейрона. Рисунок 1.14 часть 3 демонстрирует переход от описания потенциала мембраны одной функцией к множеству функций, которые будут описывать ионные каналы, осуществляющие транспорт различных ионов внутрь и вне клетки. Назовем такие абстракции “ионными механизмами”. Подобный подход позволит организовать на различных участках мембраны более сложную временную суммацию сигналов (например, с различными постоянными времени).

Применение двух (и более) переменных, описывающих состояние потенциала участка мембраны, позволит реализовать независимое поведение для возбуждающих и тормозных сигналов и для сигналов, которые должны суммироваться на мембране с различными постоянными времени. В общем случае это позволяет осуществлять временную суммацию возбуждающих и тормозных сигналов с неодинаковыми постоянными времени. Этот эффект может играть существенную роль, например, в случаях, когда нейрон обеспечивает относительно медленную суммацию динамических сигналов с заданного рецептивного поля. При этом необходимо обеспечить возможность быстрого подавления влияния накопленной информации для временной смены функционального назначения нейрона (например, необходимость вычисления ответа нейрона индивидуально по данным другого дендрита, интегрирующего сигналы с другого рецептивного поля). В этом случае переменная состояния, описывающая тормозный вклад в мембранный потенциал выбирается с меньшей

постоянной времени. Детальное описание этих процессов обеспечивает модель Ходжкина-Хаксли.

Наконец, рисунок 1.14 часть 4 демонстрирует следующую стадию развития модели нейрона – переход к импульсной модели. Если положить, что входы и выходы нейрона являются импульсными величинами и равным 0 при отсутствии сигнала и 1 на время генерации импульса, и полагая порог нейрона константой близкой к 0, вводя отрицательные ОС на некоторые ионные механизмы, и полагая функцию активации пороговой функцией с гистерезисом, получим модель нейрона, в которой воспроизводятся многие известные особенности поведения естественных нейронов. В частности, это деполяризация мембраны под действием внешнего возбуждения, скачкообразный рост мембранного потенциала на время генерации импульса, эффекты гиперполяризации и остаточной деполяризации. Таким образом мы получили модель нейрона, осуществляющую нелинейные аналоговые преобразования дискретных входных сигналов, воспроизводящую большое количество особенностей поведения, свойственные более сложным моделям с меньшим число переменных состояния [86].

В отличие от “непрерывной” модели нейрона, обмен импульсными сигналами в нейронной сети позволяет локализовать во времени информацию о событиях, кодируемую пачками импульсов. В непрерывной модели при передаче информации от нейрона к нейрону происходит размывание временного фронта сигнала, пик которого фактически характеризует максимальную вероятность некоторого события. В случае обмена непрерывным сигналом при суммировании на обобщающем нейроне информации со множества нейронов предыдущего слоя нейронной сети, получаем зашумление входа нейрона множеством потенциальных вероятностей наступления различных событий и таким образом уменьшение селективности нейрона на конкретное событие, из-за необходимости увеличения порога срабатывания нейрона, для подавления постоянной составляющей сигнала в сети, которая складывается из этого

множества малых вероятностей, на среднем фоне которых пики наступления событий выражены слабо. Эта проблема в полной мере проявляется именно в динамических моделях нейронов. Модель, учитывающая генерацию потенциала действия, это, например, модель Ижикевича.

Существующие модели нейронов не позволяют осуществить переход от варианта 1 к варианту 4, поскольку описывают рассмотренные явления на различном уровне абстракции и зачастую противоречат друг другу в описании одного и того же явления. Например, модель формального нейрона не подразумевает описания импульсных потоков в нейронной сети, аналогично модели Ижикевича.

Поэтому необходимо разработать новую модель нейрона, которая позволит воспроизвести описанные ранее свойства биологического прототипа.

1.6 Постановка задачи

Обобщая представленный выше анализ можно сформулировать следующую последовательность подлежащих решению задач:

- Разработка модели нейрона как элемента нейроморфных систем. В эту задачу входят создание модели нейрона, анализ ее свойств и их роли в формировании поведения нейронных структур. Разработка методов настройки модели нейрона для обеспечения адаптивности к особенностям роли нейрона в составе нейроморфных систем.
- Разработка архитектуры нейроморфных систем со структурной адаптацией, позволяющих наращивать число слоев “в глубину” - обобщая в иерархии слоев входные данные и одновременно “в ширину” - формируя обобщение в различных контекстах.
- Разработка программных средств для исследования модели нейрона и нейронных сетей на ее основе с учетом необходимости обеспечить возможность структурной адаптации нейронной сети во время функционирования.

- Исследование модели нейрона и разработанных нейроморфных систем на примере решения модельных задач.

1.7 Выводы по разделу

В разделе предложено направление развития искусственных нейронных сетей, применительно к созданию нейроморфных систем. Оно заключается в создании нейроморфных систем, формируемых на основе агент ориентированного подхода, в котором нейроморфная система агента синтезируется, основываясь на известных из биологии нейронных структурах и принципах их формирования. Важнейшим аспектом в создании таких нейроморфных систем является, то, что нейронная сеть объединяет сенсорный и эффекторный (в частном случае моторный) аппараты агента и на всех уровнях иерархии сети не осуществляется переход к единственному контексту, определяемому частной задачей.

В основу создания архитектур таких нейроморфных систем предложено положить искусственные нейронные сети с возможностью структурной адаптации в процессе функционирования (возможностью самоорганизации).

Сформулирован перечень свойств модели нейрона как функционального элемента таких нейроморфных систем.

Определены задачи, необходимые для достижения цели работы.

Equation Section (Next)

2 Разработка нейрона как элемента нейроморфных систем управления

2.1 Разработка модели нейрона

2.1.1 Функциональная схема модели нейрона

В качестве функциональной основы предлагаемой модели нейрона, принята схема процессов преобразования импульсных потоков нейрона, представленная на рисунке 2.1.

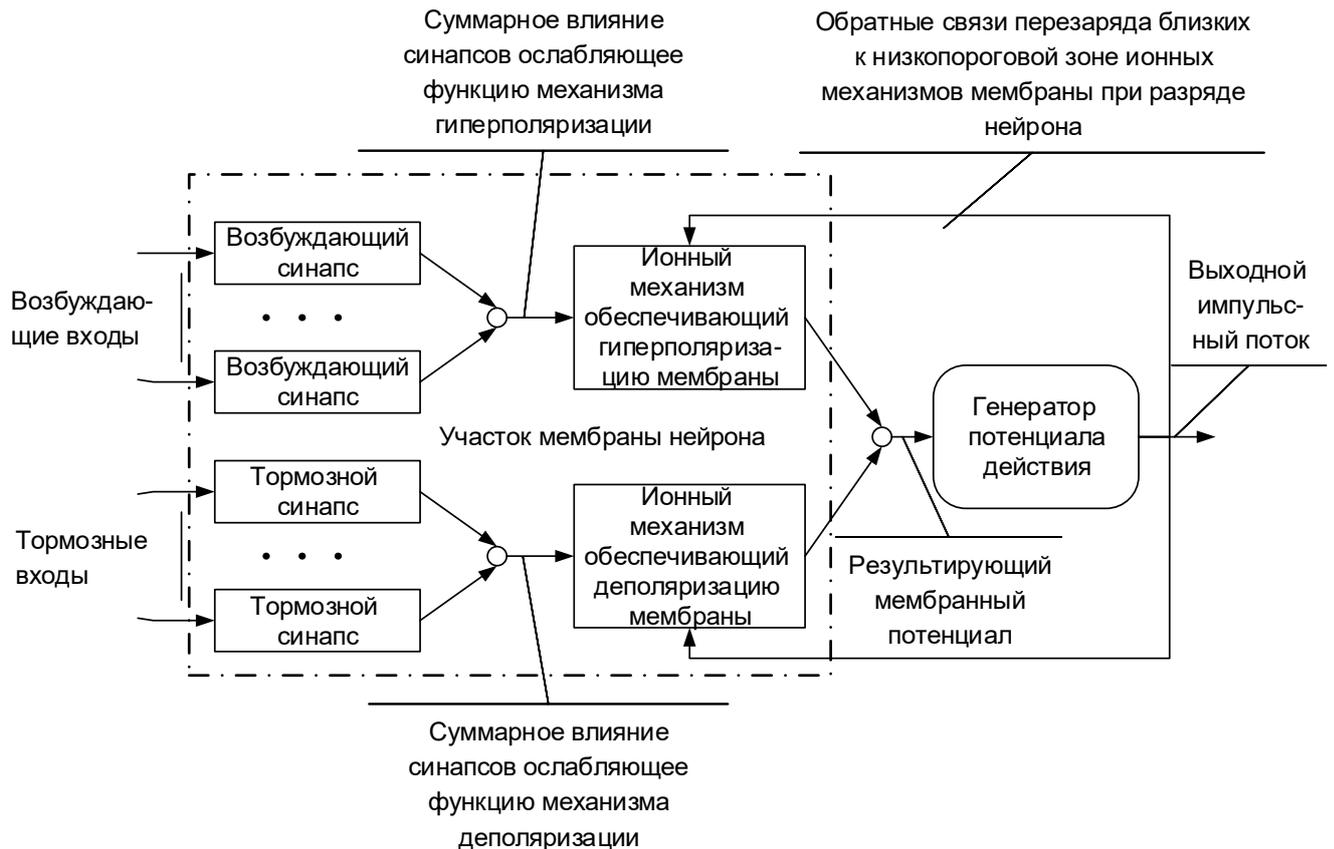


Рисунок 2.1 – Функциональная схема модели нейрона

Предполагается, что на входы модели поступают импульсные потоки, которые преобразуются в синапсах в аналоговые величины, описывающие процессы выделения и распада медиатора в синаптической щели. В рамках модели полагаем, что входные и выходные сигналы нейрона равны нулю в отсутствии импульса, и константе E_y на время действия импульса. Длительность импульса определяется временными параметрами мембраны нейрона. Мембрана сомы и дендритов нейрона представляется набором пар моделей ионных механизмов, описывающих функции механизмов деполяризации и

гиперполяризации, соответственно. Выходные сигналы с моделей ионных механизмов представляют собой обобщенный вклад в величину внутриклеточного потенциала от процессов деполяризации и гиперполяризации, протекающих в клетке. Сигналы с синапсов предназначены для изменения деятельности ионных механизмов в сторону ослабления их функций, что моделирует изменение концентрации ионов внутри клетки под влиянием внешнего воздействия.

Предлагается различать тип ионного механизма по знаку выходного сигнала. Положительное значение выхода характеризует деполяризующее влияние, отрицательное – гиперполяризующее. Таким образом, суммарное значение выходных значений будет характеризовать величину вклада участка мембраны в суммарный внутриклеточный потенциал нейрона.

Ролью синаптического аппарата в модели является первичная обработка входных сигналов. Следует отметить, что модели возбуждающих и тормозных синапсов также идентичны друг другу, а различие в их воздействии на мембрану клетки определяется тем, к какому из ионных механизмов подключен каждый конкретный синапс. Каждый синапс в модели описывает группу синапсов естественного нейрона.

Более подробно модель участка мембраны представлена на рисунке 2.2s.



Рисунок 2.2 – Функциональная схема модели i -го участка мембраны нейрона M_i

Пусть L – число участков мембраны $M^i, i = \overline{1, L}$. В общем случае число ионных механизмов участка мембраны $M^i, i = \overline{1, L}$ можно представить как $I_l^i, l = \overline{1, L^i}$

Каждый участок мембраны состоит минимум из пары механизмов – гиперполяризации (I_a^i) и деполяризации (I_s^i) (здесь и далее по нижним символам a, s – различают переменные, соответствующие деполяризующим (s) и гиперполяризующим (a) эффектам). Тогда выходом участка мембраны является пара значений гиперполяризации (u_a^i) и деполяризации (u_s^i), определяющая их вклад в суммарный внутриклеточный потенциал. В общем случае выход участка мембраны будет представлять собой множество выходов ионных механизмов $\{u_l^i, l = \overline{1, L^i}\}$.

Каждый участок M^i может быть связан со множеством других участков мембраны того же нейрона $\{M_b^i | b \in \alpha^i\}$, где α^i – множество индексов таких участков $\{\alpha_n^i | n = \overline{1, L_\alpha^i}\}$, принимая их пары значений $\{u_a^{\alpha_n^i}, u_s^{\alpha_n^i}\}$, или множество значений $\{u_l^{\alpha_n^i}, l = \overline{1, L_\alpha^i}\}$ в общем случае.

При этом выходы моделей всех участков мембраны для случая пары механизмов де- и гипер- поляризации суммируются по следующей формуле:

$$u_a^i = \frac{1}{L_\alpha^i} \sum_{\alpha^i} u_a^{\alpha^i}; u_s^i = \frac{1}{L_\alpha^i} \sum_{\alpha^i} u_s^{\alpha^i}. \quad (2.1)$$

В общем случае множества ионных механизмов участка мембраны будем полагать, что индексы одинаковых по функциональному назначению ионных механизмов всех связываемых участков одинаковы у каждого участка. Тогда для каждой пары (M^i , участок из множества $\{M_{\alpha^i}^i\}$) существует число связываемых ионных механизмов

$$L_\alpha^i : 1 \leq L_\alpha^i \leq L^i, L^{\alpha_k^i}. \quad (2.2)$$

Будем считать для простоты, что

$$L_\alpha^i = L^i = L^{\alpha_k^i}. \quad (2.3)$$

Тогда выражение (2.1) может быть записано так:

$$u_l^i = \frac{1}{L_\alpha^i} \sum_{\alpha^i} u_l^{\alpha^i}. \quad (2.4)$$

Таким образом, мы можем промоделировать *ветвление дендритов* нейрона.

Далее участок M^i может быть связан аналогичным образом со множеством участков мембран других нейронов $\{M_r^i\}$, где $\{r^i\}$ – множество индексов таких участков $\{r_m^i \mid m = \overline{1, L_r^i}\}$.

При этом будем иметь для пары ионных механизмов со значениями $\{v_a^n, v_s^n\}$, где $n \in \{r^i\}$:

$$\begin{aligned} u_a^i &= \frac{1}{L_\alpha^i} \sum_{\alpha^i} u_a^{\alpha^i} + \frac{1}{L_r^i} \sum_{r^i} v_a^{r^i}, \\ u_s^i &= \frac{1}{L_\alpha^i} \sum_{\alpha^i} u_s^{\alpha^i} + \frac{1}{L_r^i} \sum_{r^i} v_s^{r^i}. \end{aligned} \quad (2.5)$$

В общем случае, аналогично (2.2), с учетом (2.3), используя выражение для

$$\begin{aligned} L_r^i : 1 \leq L_r^i \leq L^i, L^{r^i} \\ L_r^i = L^i = L^{r^i} \end{aligned}, \quad (2.6)$$

получаем

$$u_l^i = \frac{1}{L_\alpha^i} \sum_{\alpha^i} u_l^{\alpha^i} + \frac{1}{L_r^i} \sum_{r^i} v_l^{r^i}. \quad (2.7)$$

Такие связи, добавив к ним аналогичные обратные от M^i ко всем $\{M_r^i\}$ будем считать моделью *электрических синапсов* этих участков мембраны. При этом мы получаем возможность описывать как *дендро-дендритные* и *дендро-соматические* связи непосредственно по (2.5), так и электрический синапс, полагая $v_a^n = 0$, $v_s^n = y^r$ - значение на выходе нейрона r .

В случае, когда заданный участок мембраны i является последним в цепочке (окончание дендрита, участок сомы нейрона), в качестве сигналов $\{u_{a\Sigma}^i, u_{s\Sigma}^i\}$ выступает пара фиксированных величин $\{E_m\}=\{E_m^+, E_m^-\}$, имитирующих некоторое начальное состояние ионных механизмов в покое, или множество $\{E_{m_l}^i, l=\overline{1, L_l}\}$ в общем случае. При этом, если величина $E_{m_l}^i > 0$, такой участок мембраны является деполяризующим, а синапсы этого участка соответственно тормозными, иначе, если величина $E_{m_l}^i < 0$, такой участок мембраны является гиперполяризующим, а синапсы этого участка соответственно возбуждающими.

Для моделирования механизмов взаимодействия *потенциал-зависимых ионных каналов* введем величины W_{Σ}^i , которые могут являться алгебраическими суммами выходов u_{γ^i} некоторых других участков мембраны того же нейрона, где $\{\gamma^i\}$ – множество индексов подключаемых участков мембраны нейрона $\{\gamma_p^i | p=\overline{1, L_\gamma^i}\}$, а $\{l^i\}$ – множество индексов ионных механизмов участка γ^i : $\{l_q^i | q=\overline{1, L_l^i}\}$. Единственным ограничением является обеспечение устойчивости таких связей. В результате получим:

$$\begin{aligned} u_{a\Sigma}^i &= \frac{1}{L_\alpha^i} \sum_{\alpha^i} u_a^{\alpha^i} + \frac{1}{L_r^i} \sum_{r^i} v_a^{r^i} + \sum_{\gamma^i} w_a^{\gamma^i}, \\ u_{s\Sigma}^i &= \frac{1}{L_\alpha^i} \sum_{\alpha^i} u_s^{\alpha^i} + \frac{1}{L_r^i} \sum_{r^i} v_s^{r^i} + \sum_{\gamma^i} w_s^{\gamma^i}. \end{aligned} \quad (2.8)$$

Или в общем случае:

$$u_l^i = \frac{1}{L_\alpha^i} \sum_{\alpha^i} u_l^{\alpha^i} + \frac{1}{L_r^i} \sum_{r^i} v_l^{r^i} + \sum_{\gamma^i} \sum_{l^i} w_{l^i}^{\gamma^i}. \quad (2.9)$$

Наконец, участки мембраны нейрона могут быть охвачены связью перезаряда мембраны, сигнал которой формируется генераторной зоной на время генерации импульса. Для каждого участка мембраны $M^i, i=\overline{1, L}$ введем

параметр $Y_F^i \geq 0$. Если $Y_F^i = 0$, это означает отсутствие обратной связи на i -ый участок мембраны.

Тогда, обозначив выходной сигнал нейрона как y , окончательно получим:

$$\begin{aligned} u_{\alpha}^{i\Sigma} &= \frac{1}{L_{\alpha}^i} \sum_{\alpha^i} u_{\alpha}^{\alpha^i} + \frac{1}{L_r^i} \sum_{r^i} v_{\alpha}^{r^i} + \sum_{\gamma^i} w_{\alpha}^{\gamma^i} - Y_F^i \cdot y, \\ u_s^{i\Sigma} &= \frac{1}{L_{\alpha}^i} \sum_{\alpha^i} u_s^{\alpha^i} + \frac{1}{L_r^i} \sum_{r^i} v_s^{r^i} + \sum_{\gamma^i} w_s^{\gamma^i} - Y_F^i \cdot y. \end{aligned} \quad (2.10)$$

Или в общем случае:

$$u_l^{i\Sigma} = \frac{1}{L_{\alpha}^i} \sum_{\alpha^i} u_l^{\alpha^i} + \frac{1}{L_r^i} \sum_{r^i} v_l^{r^i} + \sum_{\gamma^i} \sum_{l^i} w_{l^i}^{\gamma^i} - Y_F^i \cdot y. \quad (2.11)$$

Каждый *химический синапс* (далее под синапсом будем понимать синапс с химической передачей, если не указано иное) в модели описывает группу одноимённых синапсов естественного нейрона. Возбуждающими $\{x_{sk}^i\}, k = \overline{1, N_s^i}$ и тормозными $\{x_{ak}^i\}, k = \overline{1, N_a^i}$ входами нейрона являются входы множества моделей возбуждающих $\{S_{sk}^i\}, k = \overline{1, N_s^i}$ и тормозных $\{S_{ak}^i\}, k = \overline{1, N_a^i}$ синапсов для каждого из участков мембраны M^i .

Результирующие значения влияния синапсов на механизмы гиперполяризации ($g_s^{i\Sigma}$) и деполяризации ($g_a^{i\Sigma}$) получаются в результате суммирования:

$$g_s^{i\Sigma} = \sum_{k=1}^{N_s^i} g_{sk}^i, \quad g_a^{i\Sigma} = \sum_{k=1}^{N_a^i} g_{ak}^i. \quad (2.12)$$

Обобщая, получаем:

$$g_l^{i\Sigma} = \sum_{k=1}^{N_l^i} g_{lk}^i, \quad (2.13)$$

где N_l^i - число синапсов l -го ионного механизма i -го участка мембраны.

Выше, на рисунке 2.1, был представлен лишь один участок мембраны, охваченный обратной связью, однако их может быть любое число, как показано на рисунке 2.3.

При этом выходы моделей всех участков мембраны, связанных непосредственно с генератором потенциала действия, множество индексов которых обозначим через $\{m_d^G \mid d = \overline{1, L^G}\}$, суммируются по следующей формуле:

$$u_\Sigma = \frac{1}{L^G} \sum_{d=1}^{L^G} \sum_{\alpha_d^{m_d^G}} u_l \quad (2.14)$$

и результирующий сигнал полагается суммарным внутриклеточным потенциалом нейрона. Увеличение числа участков мембраны автоматически увеличивает размер нейрона и позволяет моделировать нейрон со сложной организацией синаптического и дендритного аппаратов.

Аналогично производится суммирование сигналов в местах ветвления дендритов – суммарные вклады отдельно механизмов гипер- и деполяризации $\{u_a^j, u_s^j\}$ делятся на их количество.

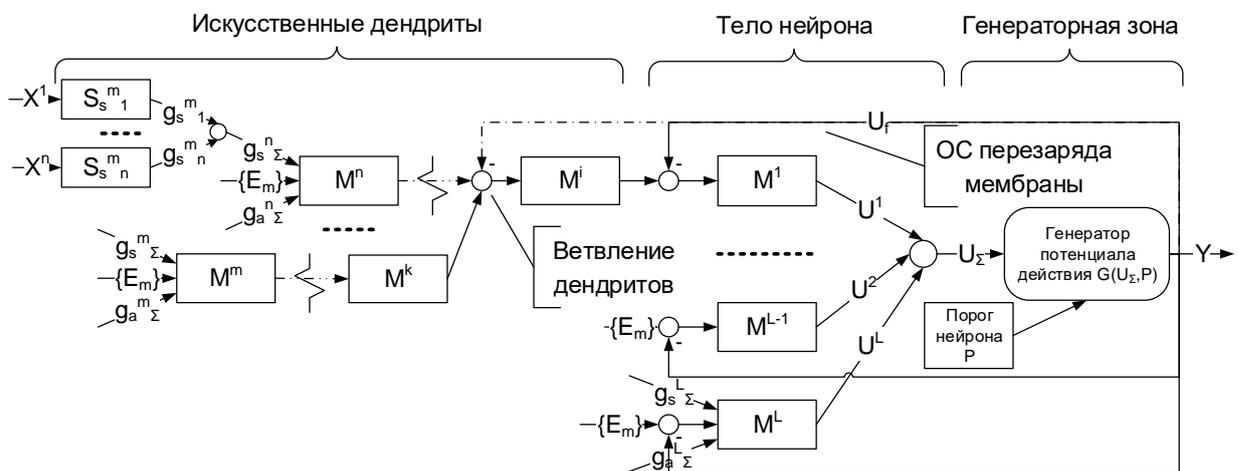


Рисунок 2.3 – Организация структуры мембраны нейрона

Телом нейрона условно будем считать те участки мембраны, которые охвачены обратной связью с генератора потенциала действия.

Также следует отметить, что чем ближе участок мембраны расположен к генераторной зоне, тем эффективнее вклад его синапсов в общую картину возбуждения нейрона.

Таким образом, на дендритах осуществляется пространственная и временная суммация сигналов на значительных интервалах времени (малый вклад в возбуждение нейрона от каждого синапса), и накопление потенциала не зависит от разрядов нейрона.

На соме нейрона производится суммация сигналов на коротких интервалах времени (большой вклад в возбуждение нейрона от каждого синапса) и накапливаемый потенциал теряется при разрядах нейрона.

В низкопороговой зоне осуществляется формирование импульса при превышении порога и сигнала перезаряда мембраны.

Ниже рассмотрим математическое описание элементов модели нейрона.

2.1.2 Модель синапса

Известно, что процессы выделения и распада медиатора носят экспоненциальный характер, причём процесс выделения медиатора, как правило, происходит значительно быстрее процесс распада.

Следующим важным фактором является эффект пресинаптического торможения, проявляющийся в том, что при превышении концентрацией медиатора некоторого предельного значения эффект влияния синапса на ионный канал начинает быстро снижаться – несмотря на то, что ионный канал остается полностью открытым. Достижение предельного значения концентрации возможно при стимуляции синапса импульсными потоками с высокой частотой следования импульсов.

Модель, показанная на рисунке 2.4, реализует основные особенности функционирования синапса.

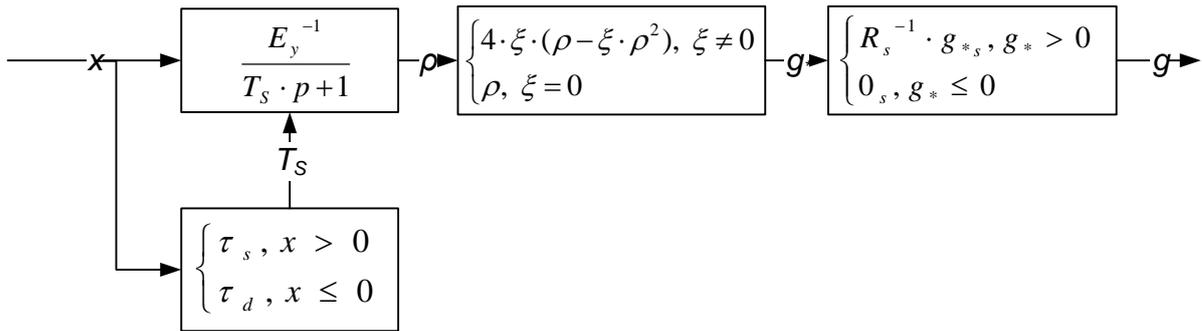


Рисунок 2.4 – Модель синапса

Здесь τ_s - постоянная времени выделения медиатора, τ_d - постоянная времени распада медиатора, $\xi \in 0, [0.5, \infty)$ - критическое значение концентрации медиатора, при котором начинает сказываться эффект пресинаптического торможения; нулевая величина означает отказ от использования эффекта пресинаптического торможения, $R_s > 0$ - сопротивление синапса ("вес"), характеризует эффективность воздействия синапса на ионный механизм, E_y - амплитуда входного сигнала.

Соответствующая схеме система уравнений записывается следующим образом:

$$\left. \begin{aligned} T_s \cdot \dot{\rho} + \rho(t) &= E_y^{-1} \cdot x, \\ T_s &= \begin{cases} \tau_s, & \text{при } x > 0, \\ \tau_d, & \text{при } x \leq 0. \end{cases} \\ g^* &= \begin{cases} 4 \cdot \xi \cdot (\rho - \xi \cdot \rho^2), & \xi \neq 0, \\ \rho, & \xi = 0, \end{cases} \\ g &= \begin{cases} R_s^{-1} \cdot g^*, & \text{при } g^* > 0, \\ 0, & \text{при } g^* \leq 0. \end{cases} \end{aligned} \right\} \quad (2.15)$$

Начальные условия: $\rho(0) = 0$.

Вход модели – дискретный сигнал $x(t)$, представляющий собой последовательность импульсов длительностью 1 мс и имеющих амплитуду E . Процесс выделения и распада медиатора предлагается моделировать инерционным звеном первого порядка с логическим управлением постоянной

времени. Переменная ρ характеризует концентрацию медиатора, выделившегося в ответ на импульс.

Выход $g(t)$ модели представляет собой эффективность воздействия на ионный механизм и пропорционален проводимости синапса. Таким образом, при отсутствии входных воздействий проводимость синапса стремится к нулю, что соответствует разомкнутому ключу в эквивалентной схеме мембраны.

Краткая запись системы (2.15):

$$g(t) = S(x(t), t). \quad (2.16)$$

2.1.3 Ионный механизм мембраны

В работах [49,59] показано, что ионный канал имеет три основные характеристики – сопротивление R_m , емкость C_m и концентрацию ионов $E_m = v$, поддерживаемую насосной функцией канала внутри клетки. Произведение $T_m = R_m C_m$ характеризует инертность канала, т. е. определяет скорость восстановления нормальной концентрации ионов E_m в клетке.

Влияние синапса на ионный механизм заключается в потере эффективности насосной функции канала и в снижении концентрации ионов в клетке с постоянной времени этого процесса

$$T = R^I C_m. \quad (2.17)$$

Сопротивление R определяется из соотношения:

$$\frac{1}{R^I} = g_1 + g_2 + \dots + g_n + \frac{1}{R_m} = g_\Sigma + \frac{1}{R_m}, \quad (2.18)$$

где g_1, g_2, \dots, g_n - проводимости моделей активных синапсов, действующих на данный ионный канал. Снижение концентрации ионов при этом пропорционально произведению $g_\Sigma \cdot R_m$ и тем меньше, чем ниже актуальная концентрация ионов в клетке.

Рассмотрим подробнее модель ионного механизма, соответствующую описанным выше свойствам (рисунок 2.5). Инерционные свойства модели

ионного механизма предлагается описывать аperiodическим звеном с управляемой постоянной времени.

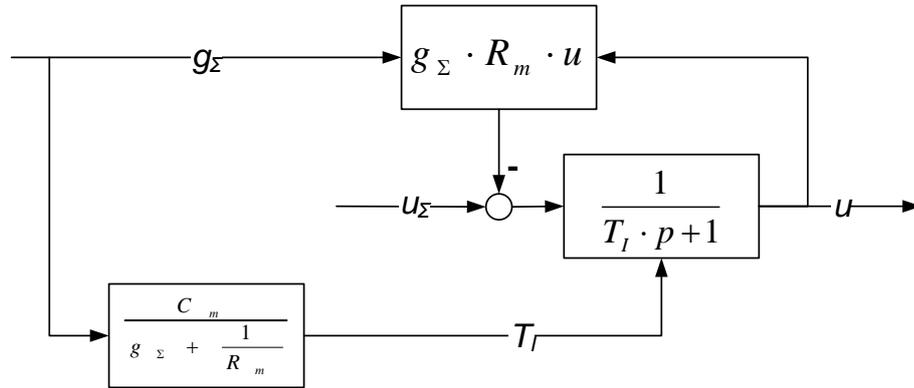


Рисунок 2.5 – Модель ионного механизма мембраны нейрона

Здесь g_{Σ} - суммарная эффективность влияния синапсов на ионный механизм, $R_m > 0$ - сопротивление мембраны, $C_m > 0$ - емкость мембраны, u_{Σ} - ожидаемый вклад модели в величину внутриклеточного потенциала при отсутствии внешнего возбуждения. Данная величина определяется активностью соседних участков мембраны, u - реальный вклад модели в величину внутриклеточного потенциала.

Соответствующая система уравнений будет такой:

$$\left. \begin{aligned} T_I \cdot \dot{u} + (1 + g_{\Sigma} \cdot R_m) \cdot u &= u_{\Sigma}, \\ T_I &= \frac{C_m}{g_{\Sigma} + R_m^{-1}}. \end{aligned} \right\} \quad (2.19)$$

Начальные условия: $u(0) = 0$.

Краткая запись для (2.19):

$$u(t) = I(u_{\Sigma}(t), g_{\Sigma}(t), t). \quad (2.20)$$

В таблице 2.1 приведены значения параметров моделей функциональных элементов нейрона, которые использовались в описываемых ниже экспериментах.

Таблица 2.1 – Значения параметров модели синапса и ионного механизма мембраны

Синапс
Постоянная времени выделения медиатора $\tau_s=0.001$ с. Постоянная времени распада медиатора $\tau_d=0.01$ с. Амплитуда входного сигнала $E_y=1$. Коэффициент влияния эффекта пресинаптического торможения $\xi=2$. Эквивалентное сопротивление канала (“вес” синапса) $R_s=1 \cdot 10^8$ Ом.
Ионный механизм мембраны
Эквивалентное сопротивление мембраны в состоянии покоя $R_0 = 1 \cdot 10^7$ Ом. Эквивалентное сопротивление в состоянии перезаряда $R_F = 1 \cdot 10^8$ Ом. Эквивалентная емкость мембраны $C_m = 1 \cdot 10^{-9}$ Ф. Начальные вклады $\{E_m\}=\{E_m^+, E_m^-\}$ в мембранный потенциал ионных механизмов в состоянии покоя: <ul style="list-style-type: none"> • нормальный нейрон: $\{E_m^+ = 1, E_m^- = -1\}$ • пейсмекерный нейрон: $\{E_m^+ = 1, E_m^- = -0.99\}$

На левой части рисунка 2.6 представлена зависимость вклада синапса в изменение мембранного потенциала от соотношения сопротивлений канала синапса и постсинаптической мембраны. Как видно, эффективный диапазон управления сопротивлением синапса лежит в диапазоне $[0.1; 10]$ сопротивлений мембраны.

Правая часть рисунка 2.6 демонстрирует зависимость вклада в изменение потенциала от числа активных синапсов при соотношении $R_s/R_m=10$ (пунктир), и 1 (сплошная линия). По оси ординат на обоих графиках – нормированное изменение потенциала постсинаптической мембраны по отношению к его номинальному значению в покое.

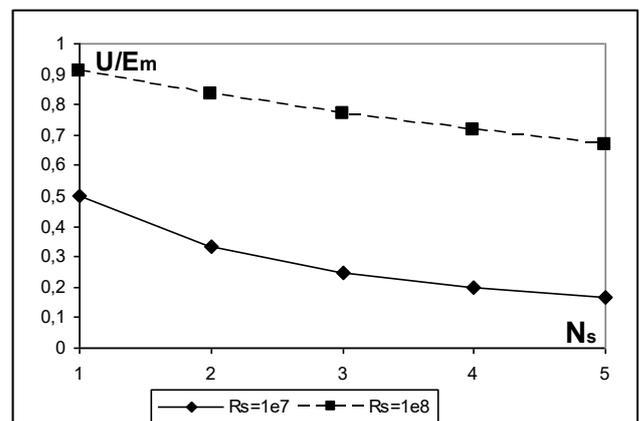
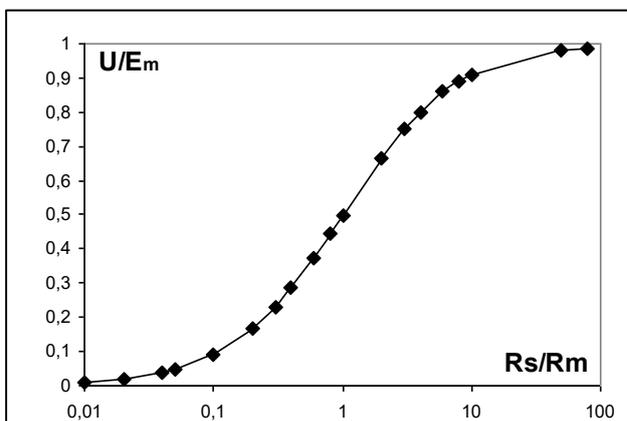


Рисунок 2.6 – Актуальная эффективность модели химического синапса

Отдельно моделируется зависимость функции ионного механизма от активации синапсов других ионных механизмов одного участка мембраны. В рамках модели, мы предполагаем, что может потребоваться следующее поведение: сброс изменения вклада в мембранный потенциал от одного ионного механизма при активации синаптической передачи другого. Иными словами, при наличии, например, временной суммации возбуждающих сигналов необходимо сбросить историю накопления при поступлении тормозного сигнала на тот же участок мембраны. И наоборот. Для реализации этой функции вводится дополнительное условие на значение выхода модели ионного механизма с индексом $\{S_{I^*k}^i\}, k = \overline{1, N_{I^*}^i}$:

$$u_{I^*k}^i(t) = \begin{cases} u_{I^*k}^i(t), K_{sw} \neq 0, \forall g_{I^*k}^i > 0, \\ u_{I^*k}^i(t), K_{sw} = 0 \end{cases} . \quad (2.21)$$

2.1.4 Генератор потенциала действия

Как показано ранее на рисунке 2.3, суммарный мембранный потенциал нейрона u_{Σ} является алгебраической суммой выходов всех участков мембраны, моделирующих сому клетки. Далее представлена модель генератора, осуществляющая формирование прямоугольных импульсов заданной амплитуды E_y как результат превышения потенциалом u_{Σ} фиксированного порога P (рисунок 2.7).

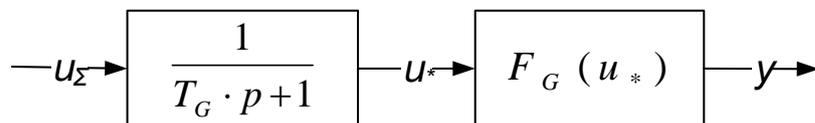


Рисунок 2.7 – Модель генератора потенциала действия

Здесь $P > 0$ – порог нейрона, T_G – постоянная времени, определяющая время действия обратных связей перезаряда мембраны и характеризующая длительность генерируемого импульса.

$$y = F_G(u_*) = \begin{cases} E_y, & \text{при } \begin{cases} u_*, \dot{u}_* < 0, \\ u_* \geq P, \end{cases} \\ 0, & \text{при } \begin{cases} u_*, \dot{u}_* \geq 0, \\ u_* \leq 0. \end{cases} \end{cases} \quad (2.22)$$

Система уравнений имеет вид:

$$\left. \begin{aligned} T_G \cdot \dot{u}_* + u_* &= u_\Sigma, \\ y &= F_G(u_*). \end{aligned} \right\} \quad (2.23)$$

Начальные условия: $u_*(0) = 0$.

Вырабатываемый выходной сигнал $y(t)$ поступает в обратные связи перезаряда сомы клетки, как видно из рисунка 2.3.

Краткая запись (2.23):

$$y(t) = G(u_\Sigma(t), t), \quad (2.24)$$

2.1.5 Система уравнений модели нейрона

С учетом обозначений, данных ранее в п.п.2.1.1–2.1.4, система уравнений, описывающая модель нейрона, может быть представлена следующим образом:

$$\left. \begin{aligned} g_{l^i k} &= S_{lk}^i(x_{lk}^i, t), k = \overline{1, N_l^i}, l = \overline{1, L^i}, i = \overline{1, L}, \\ g_{l^i \Sigma} &= \sum_{k=1}^{N_l^i} g_{l^i k}, l = \overline{1, L^i}, i = \overline{1, L}, \\ u_{l^i \Sigma} &= \frac{1}{L_\alpha^i} \sum_{n=1}^{L_\alpha^i} u_l^{\alpha_n^i} + \frac{1}{L_r^i} \sum_{m=1}^{L_r^i} v_l^{r_m^i} + \sum_{\gamma^i} \sum_{l^n} w_{l^n}^{\gamma^i} - Y_F^i \cdot y, \\ &\left. \begin{aligned} \{\alpha_n^i \mid n = \overline{1, L_\alpha^i}\}, \{r_m^i \mid m = \overline{1, L_r^i}\}, \\ \{\gamma_p^i \mid p = \overline{1, L_\gamma^i}\}, \{l_q^i \mid q = \overline{1, L_l^i}\}, \\ l = \overline{1, L^i}, i = \overline{1, L}, \end{aligned} \right\} \quad (2.25) \\ u_l^i &= I_l^i(u_{l^i \Sigma}, g_{l^i \Sigma}, t), l = \overline{1, L^i}, i = \overline{1, L}, \\ u_\Sigma &= \frac{1}{L^G} \sum_{d=1}^{L^G} \sum_{l=1}^{L_\alpha^d} u_l^{\alpha_{m_d}^d}, \{m_d^G \mid d = \overline{1, L^G}\}, \\ y &= G(u_\Sigma, t). \end{aligned}$$

Таким образом, модель описывается системой N дифференциальных уравнений первого порядка

$$N = \sum_{i=1}^L \left(L^i + \sum_{l=1}^{L^i} N_l^i \right) + 1. \quad (2.26)$$

Вследствие того, что представленная модель описывается нелинейной системой дифференциальных уравнений и запись полной системы уравнений, описывающей процессы в нейроне, различна для нейронов с разной структурой синаптического и дендритного аппаратов, они не имеют аналитического решения. Для оценки адекватности новых свойств модели необходимо применить процедуру численного интегрирования с последующим сравнением результатов расчётов с известными экспериментальными данными биологии.

На рисунке Рисунок 2.8 представлена типичная реакция модели нейрона на возбуждающий импульс.

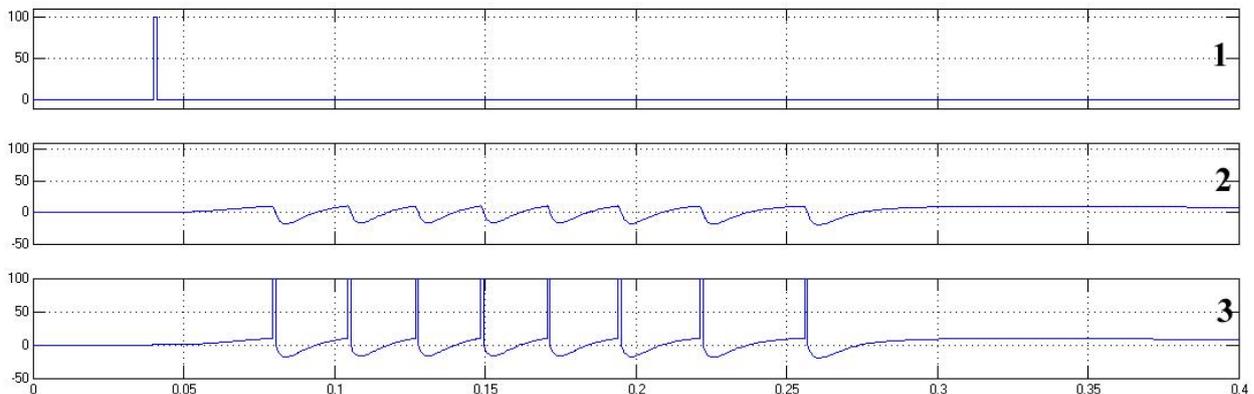


Рисунок 2.8 – Нейрон с синапсом на дендрите: 1 – возбуждающее воздействие; 2 – внутриклеточный потенциал мембраны на генераторе потенциала действия; 3 – ответы нейрона, совмещенные с графиком внутриклеточного потенциала

На графике внутриклеточного потенциала (2) можно наблюдать типичную область деполяризации мембраны нейрона, предваряющую формирование потенциала действия, зону гиперполяризации после генерации импульса и остаточную деполяризацию мембраны по окончании паттерна генерации.

2.1.6 Особенности численного решения системы уравнений модели нейрона

Модель описывается системой ОДУ с нелинейными коэффициентами. Нелинейности представляют собой функции, переключающие пару констант в

зависимости от наличия входного или выходного импульсов. Импульсы в сети представляют собой прямоугольный сигнал фиксированной амплитуды.

Таким образом для упрощения расчета система ОДУ может быть разбита на несколько отдельных систем ОДУ с независимыми уравнениями, связываемые по граничным условиям в моменты времени начала и завершения импульса сети.

Это позволяет существенно упростить расчет модели нейрона и нейронной сети.

2.1.7 Модель афферентного нейрона

Афферентные нейроны преобразуют воздействия на систему различной физической природы в импульсные потоки. Можно предложить две модели афферентного нейрона.

Первая модель (рисунок 2.9) вытекает из представленной выше модели импульсного нейрона. Это модель нейрона, входом которого являются непосредственные деполяризующие влияния от сенсора (аналоговый сигнал) E_1 . Рабочий диапазон входного сигнала $E_1 [L;R]$ предполагается масштабированным в диапазон чувствительности модели сомы нейрона. Порог афферентного нейрона выбирается близким нулевому уровню, чтобы исключить влияние зоны нечувствительности в рабочем диапазоне входного сигнала.

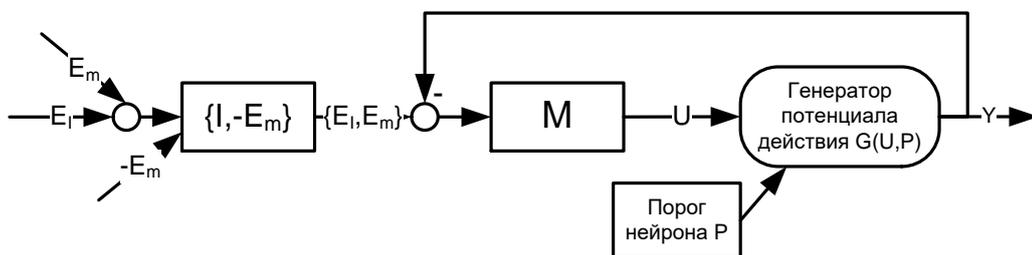


Рисунок 2.9 – Модель афферентного нейрона

Ниже показана зависимость частоты последовательности на выходе такой модели афферентного нейрона от величины входного сигнала (рисунок 2.10).

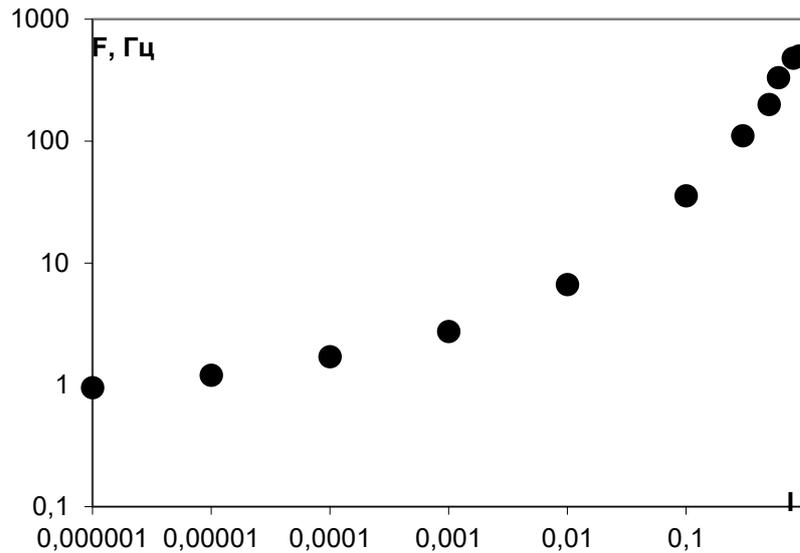


Рисунок 2.10 – АЧХ афферентного нейрона

Недостатком такой модели афферентного нейрона является отсутствие особенностей преобразования сигнала сенсором и довольно сложная модель преобразования аналогового сигнала в импульсный поток, что затрудняет анализ поведения системы управления.

Можно предложить следующую схему афферентного нейрона, которая лишена второго недостатка:

$$Y = \frac{(E_f - L) \cdot F_{\max}}{R - L}. \quad (2.27)$$

Это простейшее линейное преобразование сигнала из рабочего диапазона сенсора в диапазон частот нейрона, где F_{\max} максимальная частота афферентного нейрона.

2.2 Описание структуры нейронной сети

Рассмотрим нейронную сеть, содержащую N^P нейронов. Выход j -го нейрона обозначим через $y^j(t)$ ($i = \overline{1, N^P}$). Пусть каждый j -й нейрон имеет множество входов x_{lk}^{ji} ($k = \overline{1, N_s^{ji}}, l = \overline{1, L^{ji}}, i = \overline{1, L^j}$), которые могут быть как возбуждающими, так и тормозными, в зависимости от знака выходного сигнала ионного механизма, на котором организован синапс.

Любой вход одновременно может быть подключён только к одному выходу, а выходы нейронов и нервного волокна могут быть одновременно

присоединены к множеству входов. Тогда для описания структуры сети можно ввести для каждого j -го нейрона множество индексов $\{z_n^j | n = \overline{1, Z^j}\}$, описывающих связь выхода этого нейрона со входами других нейронов, или того же самого нейрона, причем:

$$z_n^j = \{j^*, i^*, l^*, k^*\}_n^j \quad (2.28)$$

с дополнительными условиями:

$$\forall j_1, j_2, n_1, n_2 : z_{n_1}^{j_1} \cap z_{n_2}^{j_2} = 0. \quad (2.29)$$

Описание произвольной нейронной сети записывается следующим образом:

$$\begin{cases} \{z_n^j | n = \overline{1, Z^j}\}, \\ z_n^j = \{j^*, i^*, l^*, k^*\}_n^j, \\ \forall j_1, j_2, n_1, n_2 : z_{n_1}^{j_1} \cap z_{n_2}^{j_2} = 0, \\ j = \overline{1, N^P}. \end{cases} \quad (2.30)$$

2.3 Структурная адаптация модели нейрона

Подытожим принципы построения элементов представленной модели нейронной сети. Следующие правила являются отчасти эвристическими и требуют итерационного применения до достижения требуемого результата:

1. Правила построения структуры мембраны нейрона
 - 1.1. Для увеличения временной задержки в распространении сигнала вдоль дендрита следует увеличить длину дендрита последовательным подключением новых участков мембраны.
 - 1.2. Для увеличения инерции дендрита необходимо параллельное включение дополнительных участков мембраны в точку ветвления.
 - 1.3. Для реализации временной суммации на заданном интервале времени формируется отдельный участок мембраны, описывающий дендрит нейрона с необходимыми постоянными времени ионных механизмов.
2. Правила организации связей

- 2.1. Для увеличения эффективности вклада синапса в возбуждение нейрона необходимо помещать синапс на участки мембраны ближе к генераторной зоне.
- 2.2. Для исключения временной суммации сигналов между генерацией импульсов синапсы должны организовываться на соме нейрона (участках, охваченных обратной связью).
- 2.3. Сигналы одного функционального назначения должны интегрироваться на одном участке мембраны нейрона.

При синтезе нейронной сети использован способ формирования структуры мембраны нейрона в зависимости от числа связей, интегрирующихся на этом нейроне. Такой способ заключается в автоматическом создании нового участка мембраны (дендрита) нейрона-приемника для подключения к нему нейрона-источника, который еще не был подключен ранее. Таким образом на каждом новом дендрите интегрируются сигналы одного функционального назначения, и размер нейрона приемника прямо пропорционален числу нейронов-источников.

2.4 Параметрическая адаптация модели нейрона

2.4.1 Модель самоорганизации связей нейронов

В качестве одного из методов параметрической адаптации нейронов в составе сети можно предложить интерпретацию правила Хебба, применимую для импульсных нейронов. Вес k -й связи g_k , $k = \overline{1, M}$ складывается из динамической части g_{Dk} как прообраза кратковременной памяти, и статической

g_{Sk} , описывающей длительную историю (долговременная память):

$$g_k = g_{Dk} + g_{Sk}. \quad (2.31)$$

Введем вспомогательные функции $W_{xk}(x_k)$ и $W_y(y)$, описывающие среднюю историю активности нейрона по заданному входу и выходу:

$$\begin{aligned} \dot{W}_{xk} + \mu_x \cdot W_{xk} &= \gamma_x \cdot x_k, \\ \dot{W}_y + \mu_y \cdot W_y &= \gamma_y \cdot y. \end{aligned} \quad (2.32)$$

Тогда уравнения для статической и динамической компонент веса связи можно записать следующим образом:

$$\begin{aligned} \dot{g}_{Dk} + \mu_D \cdot g_{Dk} &= W_{xk} \cdot W_y, \\ \dot{g}_{Sk} + \mu_S \cdot g_{Sk} &= \gamma_{mot} \cdot W_{motk} \cdot g_{Dk}, \end{aligned} \quad (2.33)$$

где W_{motk} - функция поощрения, (положим для простоты $W_{motk} = 1$), $\mu_S \gg \mu_D, \mu_x, \mu_y$, т.к. является постоянной времени, усредняющей количество генераций по многим паттернам.

2.4.2 Выражение коэффициентов связей через параметры ожидаемых реакций нейронов сети

Для расчета диапазона значений μ_S , μ_D решим уравнения для статической и динамической компонент веса связи в зависимости от времени. Будем считать правую часть уравнений постоянной:

$$\dot{G}_D(t) + \mu_D \cdot G_D(t) = C. \quad (2.34)$$

Уравнение для статической компоненты связи будет аналогичным.

Решением дифференциального уравнения будет:

$$G(t) = C \cdot (1 - \exp(-\mu \cdot t)) \quad (2.35)$$

В условиях рассматриваемой задачи в начальный момент времени ($t=0$), вес связи = 0, то есть

$$G(t) = 0, \text{ при } t=0. \quad (2.36)$$

Учитывая эти начальные условия, получим, что константа $C = 1$. Таким образом полным решением будет:

$$G(t) = 1 - \exp(-\mu \cdot t). \quad (2.37)$$

В нашей модели вес синаптической связи нейрона задается его сопротивлением. Отношение сопротивления нейрона к сопротивлению мембраны должно находиться в диапазоне $[0.1; 10]$. Сопротивление мембраны в состоянии покоя ($R_0 = 1 \cdot 10^8$). Сопротивление синапса таким образом может меняться в диапазоне $[1 \cdot 10^7, 1 \cdot 10^9]$.

Отсюда следует, что $G(t)$, являющийся множителем при заданном сопротивлении синапса, с номинальным значением $R_s = 1 \cdot 10^8$, должен меняться в интервале $[0.01; 1]$, а результирующая проводимость синапса выглядит следующим образом: $g_{k\Sigma} = g_k \cdot (G_k + 0.01) \cdot 10$.

Для расчета μ_D и μ_S для различных значений интервалов времени входа соответствующих функции $G_D(t)$ и $G_S(t)$ в коридор $[0.9; 1]$ получаем следующую таблицу значений (таблица 2.2).

Таблица 2.2 Расчет постоянных времени

t, с	μ_S	t, с	μ_D
1	-2.3	0.01	-230
10	-0.23	0.1	-23
60	-0.038	1	-2.3
360	-0.0064	2	-1.15
1800	-0.00128	5	-0.46
3600	-0.00064	10	-0.23
86400	-0.000027	30	-0.078

Эти значения могут быть использованы для исследования взаимосвязи между долговременной и кратковременной памятью, определяемой вкладами в веса связей $G_S(t)$ и $G_D(t)$ соответственно. Таким образом, при моделировании необходимо обеспечить, чтобы $\mu_S \ll \mu_D$.

2.5 Пластичность модели

Пластичность разработанной модели нейрона определяется следующими дополнительными свойствами (по сравнению с моделью формального нейрона):

- временная суммация сигналов;
- структурная адаптация – возможность описания дендритного дерева нейрона;
- возможность описания различных способов взаимодействия между нейронами: аналоги химического и электрического синапсов, дендро-дендритные взаимодействия;

- эффект пресинаптического торможения.

2.6 Примеры создания и методы настройки нейронных сетей

2.6.1 Общие положения

Процесс разработки архитектур нейронных сетей на основе новой модели нейрона подразумевает проведение аналогий с известными из биологии нейронными структурами.

В случае, когда мы не имеем возможности воспроизвести известные нейронные структуры «в лоб», можно применить известные из нейрофизиологии элементарные структуры, а также известные принципы построения биологических нейронных сетей.

Для демонстрации некоторых новых свойств пластичности модели нейрона, рассмотрим следующие примеры:

- применение структурной адаптации для описания нейронов различного функционального назначения в составе сети;
- применение структурной адаптации для описания кольцевых структур с положительными обратными связями;
- применение временной суммации сигналов для решения задач компенсации постоянной составляющей внешнего воздействия на систему.

2.6.2 Применение структурной адаптации для описания нейронов различного функционального назначения в составе сети

Рассмотрим случай, когда нейроны в составе известной биологической нейронной сети имеют выраженные особенности, определяемые их физическими размерами. В качестве простой нейронной структуры с обратными связями рассмотрим элемент схемы, представляющей собой широко распространённое в нервной системе соединение возбуждающего и тормозного нейронов, впервые изученное в нейрофизиологических экспериментах как взаимодействие мотонейрона и клетки Реншоу (рисунок 2.11).

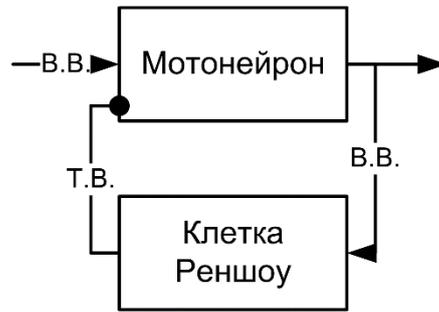


Рисунок 2.11 – Схема возвратного торможения на примере регуляции разрядов мотонейрона: в.в. – возбуждающие входы, т.в. – тормозной вход.

Существуют два механизма увеличения силы сокращения мышцы. Первый – это увеличение частоты следования импульсов на выходе мотонейрона. Второй – увеличение количества активных мотонейронов, аксоны которых соединены с мышечными волокнами данной мышцы. Специализированный тормозной нейрон в цепи возвратного торможения – клетка Реншоу – ограничивает и стабилизирует частоту разрядов мотонейрона. Клетка Реншоу (Рисунок 2.12), относящаяся к небольшим нейронам, генерирует характерные пачки импульсов в ответ на один разряд, приходящий на её вход по возвратной цепи от мотонейрона. Мотонейрон представляет собой крупный нейрон (Рисунок 2.13).

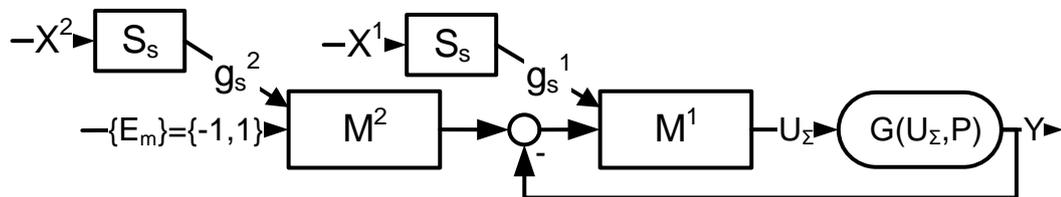


Рисунок 2.12 – Структура мембраны клетки Реншоу

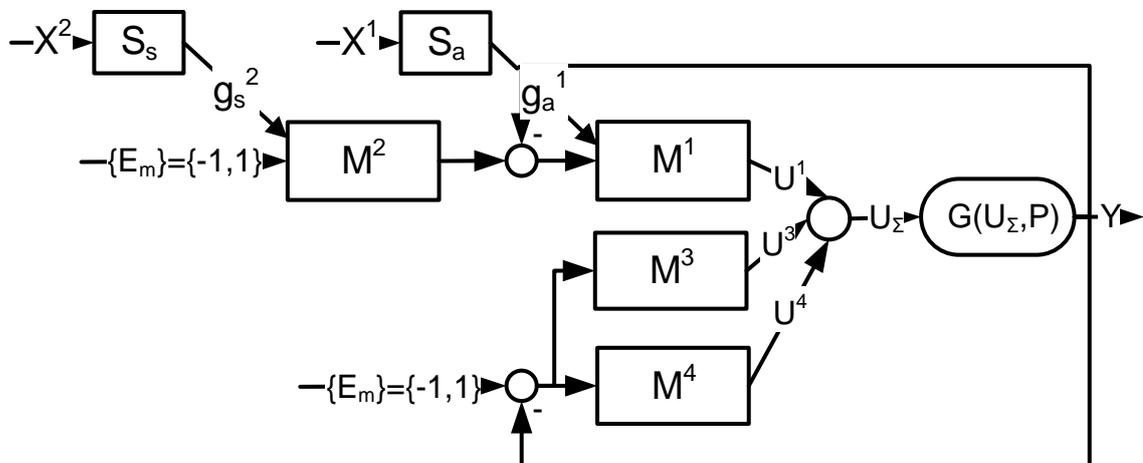


Рисунок 2.13 – Структура мембраны мотонейрона

В данном эксперименте размеры (в терминах модели) тела нейрона для обеих клеток подобраны эмпирически.

Пример работы такой структуры демонстрирует аналоговая модель, поведение (рисунок 2.14) которой соответствует нейрофизиологическим данным.

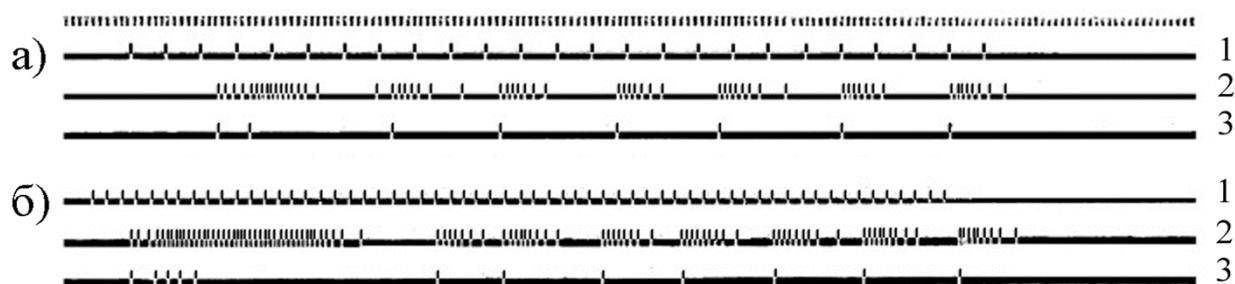


Рисунок 2.14 – Записи импульсных потоков при исследовании взаимодействия мотонейрона и клетки Реншоу на частоте возбуждения мотонейрона 20 гц (а) и 50 гц (б): 1 – возбуждающий вход мотонейрона; 2 – разряды клетки Реншоу; 3 – импульсы на выходе мотонейрона. Вверху - отметка времени 10 мс.

Графики показывают, что увеличение частоты стимуляции мотонейрона усиливает тормозное влияние с клетки Реншоу на мотонейрон, вызывая, в свою очередь, снижение частоты разрядов мотонейрона. Таким образом при повышении частоты стимуляции мотонейрона, частота импульсов на его выходе в первые моменты растет, а затем стабилизируется на низком уровне с длительностью межимпульсных интервалов, определяемой длительностью разрядов клетки Реншоу. Существенно, что это ограничение зависит от того, находится мотонейрон под возвратным торможением “собственной” клетки Реншоу, или нет. Компьютерное моделирование позволило более детально исследовать взаимодействие таких нейронов. Результаты эксперимента представлены на рисунке 2.15, где сверху вниз отложены входной импульсный поток на входе мотонейронов и импульсные потоки мотонейрона и клетки Реншоу при возвратном торможении и, соответственно, эти нейроны без

обратной связи, когда мотонейрон возбуждает клетку Реншоу, но она не тормозит мотонейрон.

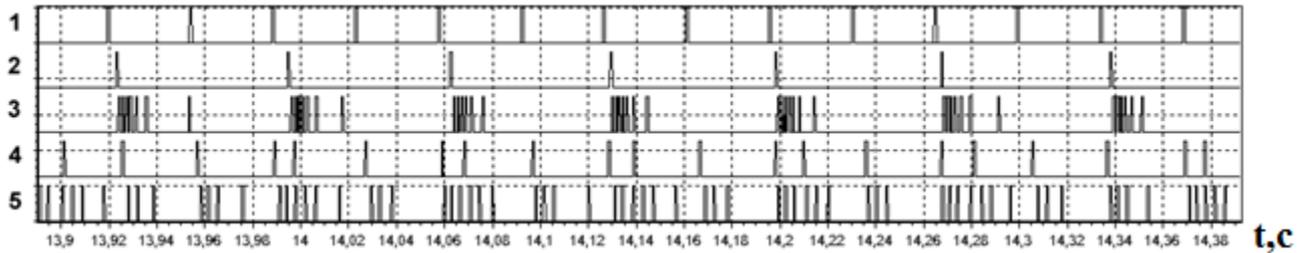


Рисунок 2.15 – Реакции структуры мотонейрон-клетка Реншоу при возбуждении мотонейронов импульсным потоком частотой 50 Гц: 1 – входной импульсный поток; 2 – реакции мотонейрона с включенной ОС; 3 – реакции клетки Реншоу с включенной ОС; 4 – реакции мотонейрона с разорванной ОС; 5 – реакции клетки Реншоу с разорванной ОС. По оси абсцисс время в секундах

На рисунке 2.16 представлены частотно-частотные характеристики преобразования частоты, поступающей на вход мотонейрона, в частоту следования импульсов на его выходе в зависимости от того, охвачен мотонейрон обратной связью через клетку Реншоу или нет. Следует отметить, что характер преобразования будет зависеть от других возбуждающих и тормозных влияний, как на клетку Реншоу, так и на мотонейрон.

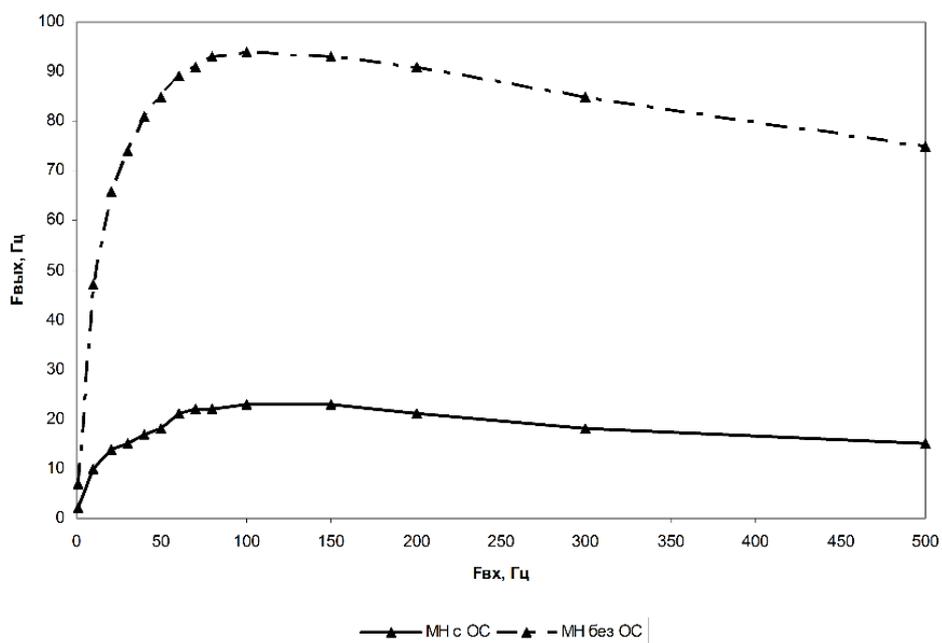


Рисунок 2.16 – Частотно-частотные характеристики мотонейрона с возвратным торможением и в его отсутствии

Результаты эксперимента демонстрируют действие двух механизмов ограничения частоты разрядов мотонейронов. Первый – это возвратного торможение через клетку Реншоу, когда частота мотонейронов стабилизируется в диапазоне низких частот при широком варьировании частоты возбуждения мотонейрона. Второй механизм – это ограничение частоты разрядов на выходе мотонейрона, не соответствующее насыщению, а характеризующееся уменьшением частоты на выходе при продолжающемся увеличении частоты следования импульсов на входе мотонейрона. В данном случае, в модели нейрона воспроизводится один из механизмов пресинаптического торможения, предохраняющий биологический нейрон от перевозбуждения и истощения. Этот механизм обеспечивает устойчивость генерации импульсных потоков в кольцевых структурах.

2.6.3 Применение структурной адаптации для описания кольцевых структур с положительными обратными связями

На рисунке 2.17 представлена модель колебательной системы из 2х нейронов, которые отвечают в противофазе.

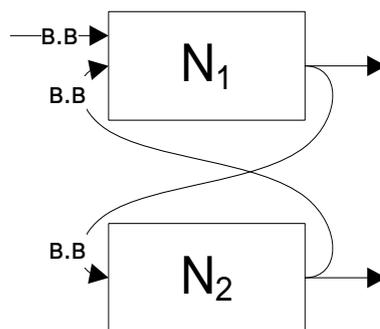
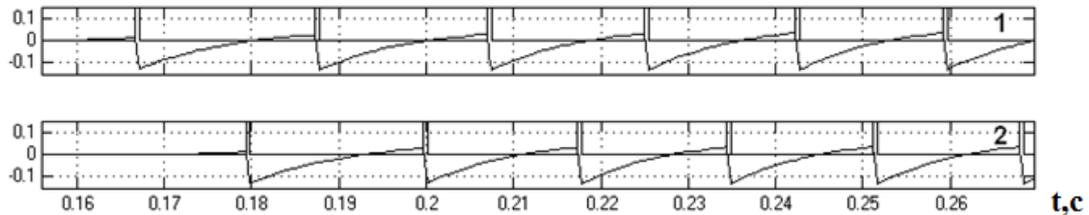


Рисунок 2.17 – Кольцевые структуры с положительными обратными связями

Структура мембраны нейрона соответствует крупному нейрону (аналогично мотонейрону с рисунка 2.13).

Временная диаграмма реакций модели представлена на рисунке 2.18. На графиках 1 и 2 представлены разряды и мембранный потенциал нейронов N_1 и

N_2 соответственно. Нейрон N_1 разово запускается от внешнего генератора одиночным импульсом (на графике не показан).



По оси абсцисс время в секундах, по оси ординат – амплитуды в условных единицах.

Рисунок 2.18 – Временная диаграмма реакций кольцевой структуры. Нейроны отвечают в противофазе

Одним из достоинств новой модели является биоподобные и легко интерпретируемые особенности связей между нейронами в зависимости от того, где образованы эти связи, на теле нейрона, или на его дендритах. Так, кольцевая структура, представленная выше, может быть использована для моделирования волны распространения сигналов в сети. При этом строится цепочка из таких структур, где на первом нейроне каждой последующей структуры образуется одновременно пара связей возбуждение-торможение от второго нейрона предыдущей. При этом возбуждающая связь образуется на дендрите, а тормозная – на теле нейрона. Таким образом, пока предыдущая кольцевая структура активна, она подавляет запуск последующей структуры более сильным торможением (тормозный синапс на теле), а как только структура по сигналу с другого уровня сети прекращает генерацию – остаточное возбуждение на дендрите автоматически запускает следующую структуру в цепочке. Аналогично такую волну возбуждения можно воспроизвести и на простой последовательности нейронов.

2.6.4 Применение временной суммации сигналов для решения задач компенсации постоянной составляющей внешнего воздействия на систему

Особенности применения временной суммации сигналов также можно продемонстрировать в следующем эксперименте. На рисунке 2.19 представлена

простая модель нейрона с двумя участками мембраны. Поведение пары таких моделей, которые отличаются постоянной времени участка мембраны M^2 , представлено на рисунке 2.20 их реакциями на возбуждающий импульсный поток фиксированной частоты.

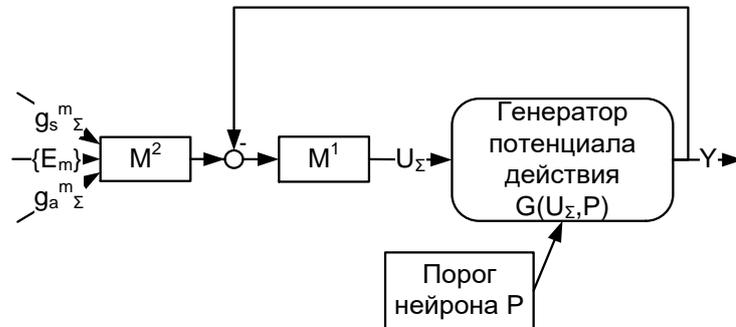
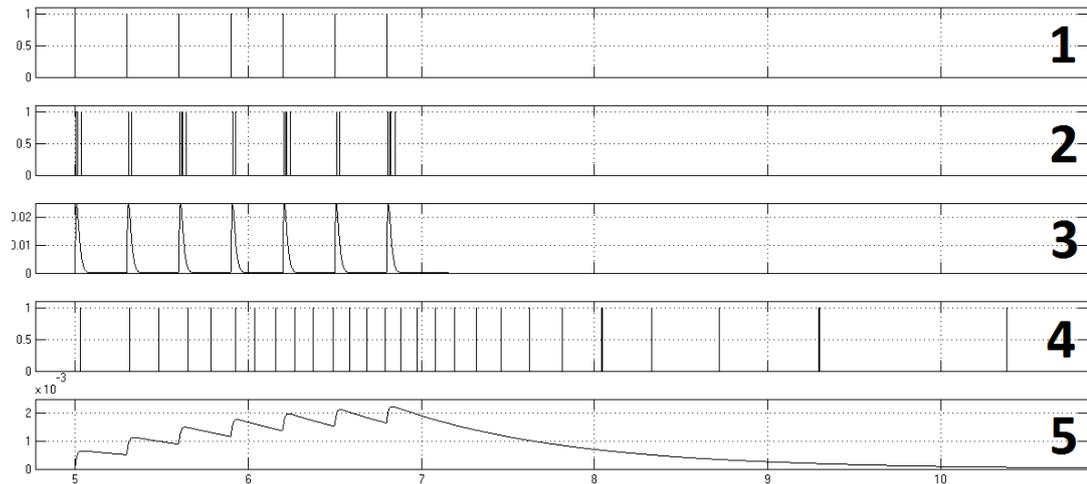


Рисунок 2.19 – Модель нейрона с выраженной временной суммацией



1 – последовательность импульсов по возбуждающему входу. 2 – разряды модели нейрона с некоторой эталонной постоянной времени мембраны ($N1$). 3 – мембранный потенциал дендрита модели $N1$. 4 – разряды модели нейрона с увеличенной в 10 раз постоянной времени мембраны ($N2$). 5 – мембранный потенциал дендрита модели $N2$. По оси абсцисс время в секундах.

Рисунок 2.20 – Реакции модели нейрона при различных постоянных времени мембраны

Можно видеть, что реакции модели $N2$ обладают ярко выраженной временной суммацией входных сигналов. Тогда как модель $N1$, вообще говоря, являясь динамической, фактически в большей части диапазона частот ведет себя

как статический нейрон с точки зрения обработки последовательности импульсов.

Модель N2 демонстрирует особенности, отличающие импульсные динамические модели нейронов от формального нейрона (пусть даже и динамического). Если рассматривать такие нейроны в составе простейшего замкнутого контура управления, то можно предположить, что такой нейрон будет без дополнительной настройки параметров являться адаптивным к частоте входной последовательности импульсов, которая в данной схеме пропорциональна величине рассогласования положения звена манипулятора от нулевого положения. При наличии постоянного значения частоты на выходе афферентного нейрона, управляющий мотонейрон будет наращивать частоту, и как следствие усилие, развиваемое движителем, до тех пор, пока внешний момент не будет компенсирован.

Можно сделать вывод о том, что постоянная составляющая входного сигнала определяет рассогласование в данном локальном участке нейронной сети. Таким образом, рассмотренная модель нейрона должна всегда стремиться нейтрализовать входное возбуждение, т.е. каждый нейрон, должен функционировать в контуре с отрицательной обратной связью, либо через объект управления, либо через другие нейроны или непосредственные тормозные связи на источник возбуждения. В противном случае нейрон будет быстро выходит в режим насыщения. Иными словами, формируемая нейронная сеть должна обладать механизмом подавления постоянной составляющей сигналов.

2.7 Выводы по разделу

В разделе предложена математическая модель импульсного нейрона, являющегося развитием технических нейронов, и основывающаяся на заимствовании некоторых свойств биологического нейрона.

Представлены функциональная схема новой модели; системы дифференциальных уравнений ее функциональных элементов; правила структурной настройки и параметрической настройки (на примере обучения по

Хеббу). Одной из особенностей модели является возможность значительно упростить решение системы обыкновенных дифференциальных уравнений за счет разбиения системы уравнений на несколько систем с независимыми уравнениями, согласованных по начальным и конечным условиям в моменты начала и окончания формирования импульсов фиксированной амплитуды на входах и выходе модели.

Показаны результаты работы модели на синтетических тестах. Также представлены результаты моделирования элементарных биологических нейронных структур. Результаты демонстрируют возможность описывать многие этапы обработки информации присущие биологическому нейрону, сохраняя при этом качественное соответствие в преобразовании вход-выход.

Equation Section (Next)

3 Разработка структур и алгоритмов нейроморфных систем управления

3.1 Функциональная схема моторной памяти нейроморфной системы управления

В качестве примера применения разработанных моделей нейронов для создания нейроморфных систем в работе подробно раскрывается модуль моторной памяти с рисунка 1.3 через многоуровневую неоднородную нейронную сеть. На рисунке 3.1 частично представлены уровни иерархии предлагаемой модели.

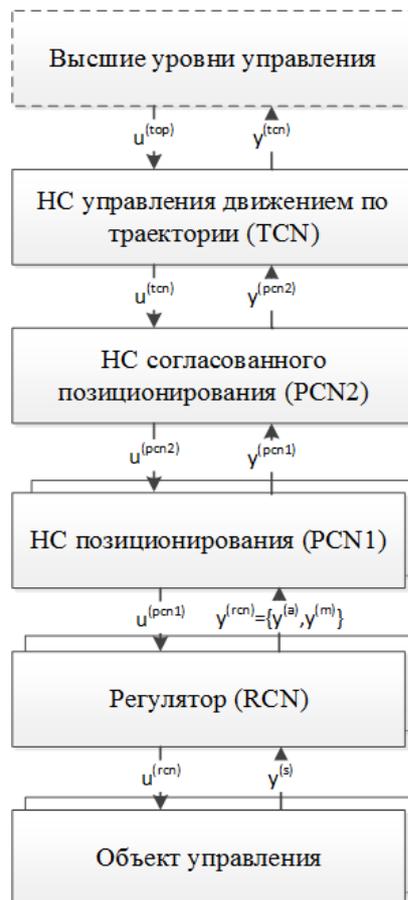


Рисунок 3.1 – Структурная схема уровней нейросетевой системы управления

Здесь

$y^{(s)}$ - данные с датчиков о текущем положении объекта управления;

$u^{(rcn)}$ - управляющее воздействие на объект;

$y^{(rcn)}$ - выходные данные регулятора описанные ниже;

$y^{(a)}$ - вектор выходных значений афферентных нейронов, соответствующий информации с датчиков о текущем положении объекта управления;

$y^{(m)}$ - вектор активности мотонейронов, предоставляющий информацию о текущем целевом положении объекта управления;

$u^{(pcn1)}$ - вектор управляющих воздействий на регулятор, активирующий необходимые мотонейроны для перехода в новое положение;

$y^{(pcn1)}$ - вектор текущего положения элемента исполнительной системы робота из множества заранее обученных возможных положений;

$u^{(pcn2)}$ - вектор желаемого положения элемента исполнительной системы робота из множества заранее обученных положений;

$y^{(pcn2)}$ - вектор текущего согласованного положения всех элементов робота из множества заранее обученных согласованных положений;

$u^{(tcn)}$ - вектор желаемого согласованного положения;

$y^{(tcn)}$ - вектор, описывающий текущую выполняемую роботом траекторию движения;

$u^{(top)}$ - вектор задания желаемой траектории движения из множества заранее обученных траекторий.

Уровень регулятора предоставляет информацию о текущем положении объекта управления (например, звена манипулятора) и обеспечивает переход в заданное положение. Модель регулятора (regulatory control network – RCN) будет рассмотрена в п.3.2. При этом мы подразумеваем, что с точки зрения системы управления имеется конечный набор возможных положений, их число определяется структурой НС регулятора.

В п.3.3 представлено описание нейронной сети позиционирования (position control network – PCN), обеспечивающей согласованное позиционирование элементов исполнительной системы робота. Эта нейронная сеть представлена на схеме дважды. Сеть PCN1 обеспечивает возможность запоминания и воспроизведения (через управление регулятором) конкретных положений

отдельного элемента управляющей системы робота. Сеть PCN2 объединяет набор сетей PCN1 для обеспечения собственно согласованного управления всей исполнительной системой. При этом PCN2 в свою очередь предоставляет возможность запоминать и воспроизводить конечное множество совместных положений всех элементов РТС.

В п.3.4 рассмотрен пример реализации нейронной сети управления движением по траектории (trajectory control network – TCN), что позволит на последующих уровнях управления, моделировать в свою очередь все более сложные траектории (введя, по аналогии с PCN - дополнительные уровни: TCN1, TCN2, и т.п.), а затем, абстрагируясь еще больше и добавив информацию от сенсоров (левая часть схемы рисунка 1.3), моделировать реакцию робототехнической системы подобно простым условным рефлексам, а затем и все более сложным рефлексам, получаемым как комбинация простых.

Уровни запоминания согласованных положений и траекторий представляют собой метауровни – каждый из них содержит иерархию, обобщающую запоминаемую информацию во внутренних уровнях. Таким образом моторная память системы формируется по аналогии с моделью зрительной коры, в которой вместо нейронов, реагирующих на углы поворота стимула формируются нейроны, реагирующие на отдельные положения степеней свободны, а на более высших уровнях из этих положений формируются сначала простые, а затем все более сложные конфигурации [46].

В зависимости от применяемых эффекторов можно исключить из модели на рисунке 3.1 уровень регулятора, например, в тех случаях, когда движитель имеет собственный регулятор. В этом случае уровень регулятора вырождается в модуль, преобразующий данные с датчиков в нейросетевое представление, и модуль, преобразующий нейросетевое представление о требуемом положении в управляющее воздействие на регулятор. Это является компромиссным решением. В рамках рассматриваемого подхода желательно использование

эффекторов, для которых нейросетевое представление управления будет более естественным.

Обладая такими моделями, которые основаны на воспроизведении достигнутых эволюцией принципов построения биологических нейронных структур, предстоит перейти к этапу исследования принципов создания технических нейронных структур, обеспечивающих выполнение определяющих когнитивных функций управления.

В соответствии с изложенным, в дальнейшем предстоит решить следующие задачи:

- анализ принципов управления сенсомоторным аппаратом биологических систем;
- разработка принципов построения аналогов для управления техническими системами;
- реализация на этой основе типовых задач управления (поддержания устойчивости, стабилизация системы и т.п.).

3.2 Структура и алгоритмы нейронной сети регулятора

3.2.1 Описание сети спинального уровня управления мышечным сокращением

В качестве основы моделирования уровня регулятора выбран спинальный уровень управления мышечным сокращением. Технически его можно описать как низший уровень, обеспечивающий собственно сокращение мышц и их защитой от чрезмерного усилия.

Рисунок 3.2 демонстрирует блок-схему исследуемой модели нейронной структуры, регулирующей мышечное сокращение пары мышечных волокон-антагонистов [89].

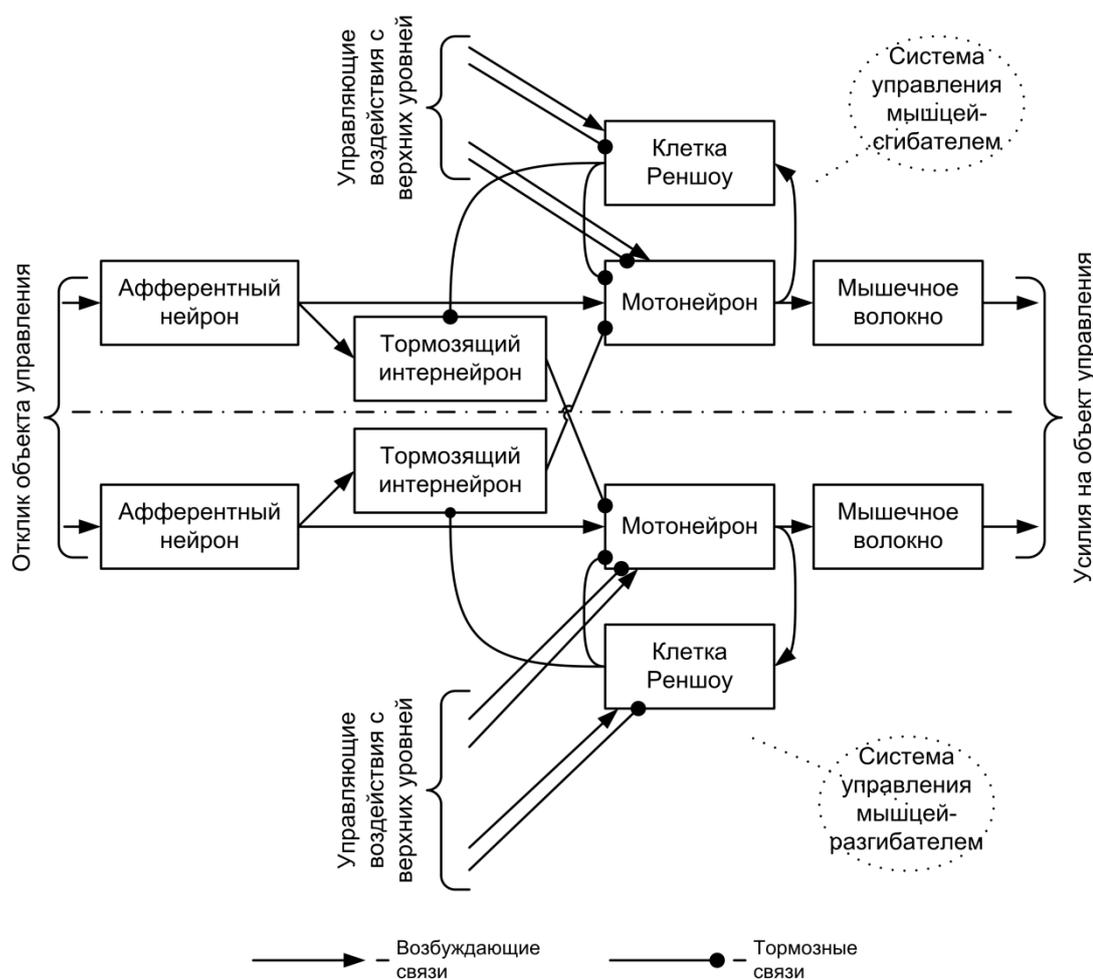


Рисунок 3.2 – Исследуемая схема управления мышечным сокращением.

Афферентные нейроны, преобразующие сигналы от рецепторных образований в импульсные потоки, образуют моно- или дисинаптическое (через вставочный нейрон) переключение на мотонейронах мышц и возбуждают тормозные интернейроны, которые замыкаются на мотонейроны мышц-антагонистов. Клетки Реншоу возбуждаются выходами мотонейронов и образуют путь возвратного торможения на мотонейроны, вызывая в них большие и сравнительно длительные тормозные постсинаптические потенциалы (ТПСП). Одновременно клетки Реншоу вызывают торможение тормозного интернейрона мышцы-антагониста. Также на клетках Реншоу оканчиваются аксоны показанных управляющих нейронов, вызывающие дополнительные возбуждающие и/или тормозные воздействия, посредством которых возможно управлять активностью мотонейронов. На мотонейроны также оказываются воздействия с высших уровней нервной системы. Показанные афферентные

нейроны являются нейронами в цепи Ia от первичных рецепторов мышечного веретена, которые активируются при растяжении собственной мышцы, вызывая её рефлекторное сокращение. При этом одновременно через тормозный интернейрон тормозится мотонейрон мышцы-антагониста.

Как входом, так и выходом модели может быть любой элемент структуры. Адекватность применяемого к моделированию подхода проверяется совпадением характеристик поведения элементов структуры при соответствующих входных сигналах.

На базе такой системы могут быть разработаны некоторые достаточно универсальные технические системы управления с обратными связями от сенсоров, которые составят основу систем управления, реализующих более сложное поведение.

В качестве примера применения такой системы управления рассмотрим задачу стабилизации угла поворота вала двигателя под действием внешних сил.

Для этой задачи в качестве сенсорных входов нейронной сети используются текущие выходные данные с модели двигателя по углу, угловой скорости и крутящему моменту.

3.2.2 Функциональная схема системы управления

Рассмотрим общий вид предлагаемой системы (рисунок 3.3). Положим задачей стабилизацию угла поворота вала двигателя под действием внешних сил.

Входом системы является внешний момент, прикладываемый к двигателю, задача управления – удерживать в среднем постоянный угол поворота вала под действием внешних сил.

Для успешного решения задачи необходимо получать информацию с сенсоров ОУ, в которые входят датчики положения (угла), угловой скорости и момента, развиваемого ОУ.

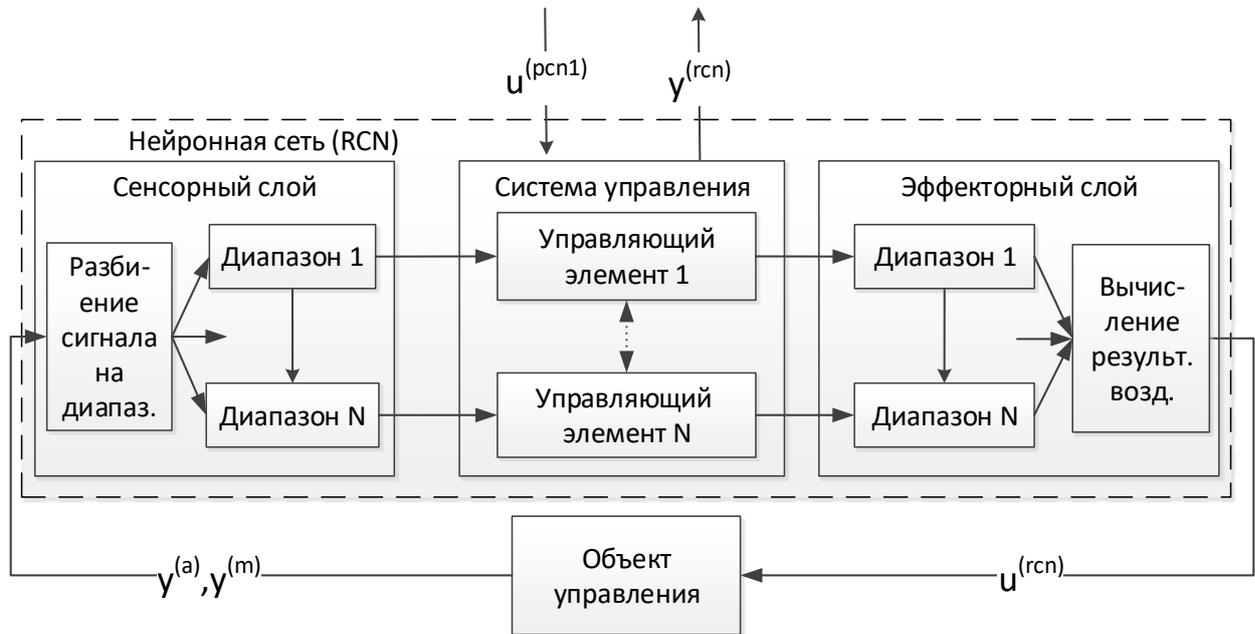


Рисунок 3.3 – Функциональная схема нейронной системы управления: ОУ – объект управления

Нейронная сеть управления мышечным волокном может быть адаптирована для управления двигателем. Задача построения такой системы управления включает три этапа:

- Сенсоры: адаптация данных с сенсоров ОУ и вычисление аналогов афферентных потоков от сухожильного органа Гольжи для каждого управляющего элемента.
- Управление: выбор числа управляющих элементов, методов их взаимодействия и внешнего управления.
- Эффекторы: адаптация выходных эфферентных потоков со всех управляющих элементов в единый выходной сигнал на ОУ.

3.2.3 Модель сенсора

Пусть любой сенсор выдает аналоговый сигнал в некотором диапазоне $[L, R]$, где $L \leq 0, R \geq 0$. Имеется N управляющих элементов, каждый из которых имеет пару афферентных нейронов, воспринимающих отдельно положительную и отрицательную составляющую сенсорного сигнала. Тогда для

каждого сенсора возможны следующие разбиения рабочего диапазона на поддиапазоны $S_j^{(1)} < 0, S_j^{(2)} > 0, j = \overline{1, N}$ (рисунок 3.4).

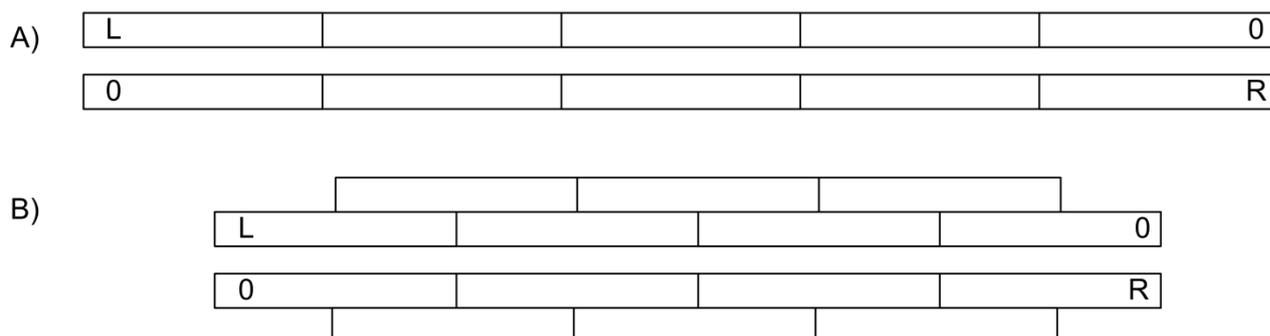


Рисунок 3.4 – Способы разделения сигналов с сенсора на диапазоны: А – разбиение на N независимых диапазонов, В – разбиение на N пересекающихся диапазонов

Это можно представить следующими формулами:

$$S_j^{(1)} = L - \frac{jL}{N}, S_j^{(2)} = \frac{jR}{N}, \quad (3.1)$$

$$S_j^{(1)} = \left[L - \frac{jL}{N+2}; L - \frac{(j+2)L}{N+2} \right], S_j^{(2)} = \left[\frac{jR}{N+2}; \frac{(j+2)R}{N+2} \right]. \quad (3.2)$$

Таким образом, каждый управляющий элемент будет реагировать только на сигнал в заданном диапазоне, и общая реакция системы управления будет зависеть от числа одновременно активных ее элементов. При этом, если входной сигнал с сенсора превосходит максимальное значение диапазона для некоторого управляющего элемента, афферентный вход этого элемента будет активен, как если бы сигнал с сенсора был равен максимальному значению диапазона.

Следует отметить, что для реализации такой же чувствительности управляющего элемента к входному сигналу как в случае А, в случае В необходимо большее число управляющих элементов.

Рассмотрим случай А более подробно.

Возможны два случая – разбиение на N диапазонов одинаковой ширины (3.1), и различной ширины. Второе решение представляется более перспективным в связи с тем, что обычно требуется более точное управление вблизи нулевого (ожидаемого) значения сигнала датчика (например желаемого

угла поворота вала). Поэтому, чтобы повысить чувствительность системы управления вблизи нуля, можно предложить разбивать диапазон сигнала сенсора таким образом, чтобы управляющие элементы, отвечающие за управление вблизи нуля, получали сигнал с поддиапазона сенсора меньшей длины. При этом аналогично должен регулироваться и вклад такого управляющего элемента в результирующее управление.

Можно предложить следующие варианты неравномерного разбиения на непересекающиеся диапазоны. С линейным увеличением величины каждого следующего диапазона

$$S_j^{(1)} = \frac{L}{N-j-1}, S_j^{(2)} = \frac{R}{N-j-1} \quad (3.3)$$

и с удвоением каждого следующего диапазона

$$S_j^{(1)} = \frac{L}{2^{j-1}}, S_j^{(2)} = \frac{R}{2^{N-j}} \quad (3.4)$$

Здесь каждый следующий поддиапазон вдвое больше предыдущего, а ширина минимального определяется из величины отрезков $[L;0]$ и $[0;R]$ и числа управляющих элементов. Таким образом мы получаем возможность автоматически увеличивать точность управления при добавлении новых управляющих элементов.

3.2.4 Модель управляющего элемента

На рисунке 3.5 представлена модель одного управляющего элемента, которая является расширением модели системы управления мышечным сокращением (рисунок 3.2).

Каждый управляющий элемент может функционировать как независимо, так и иметь перекрестные связи. В случае наличия таких связей они моделируют взаимодействие связок мотонейрон-клетка Реншоу соседних мышечных волокон (рисунок 3.6). В рассматриваемой схеме такая связь осуществляется посредством торможения заданной клеткой Реншоу не только своего, но и соседних мотонейронов.

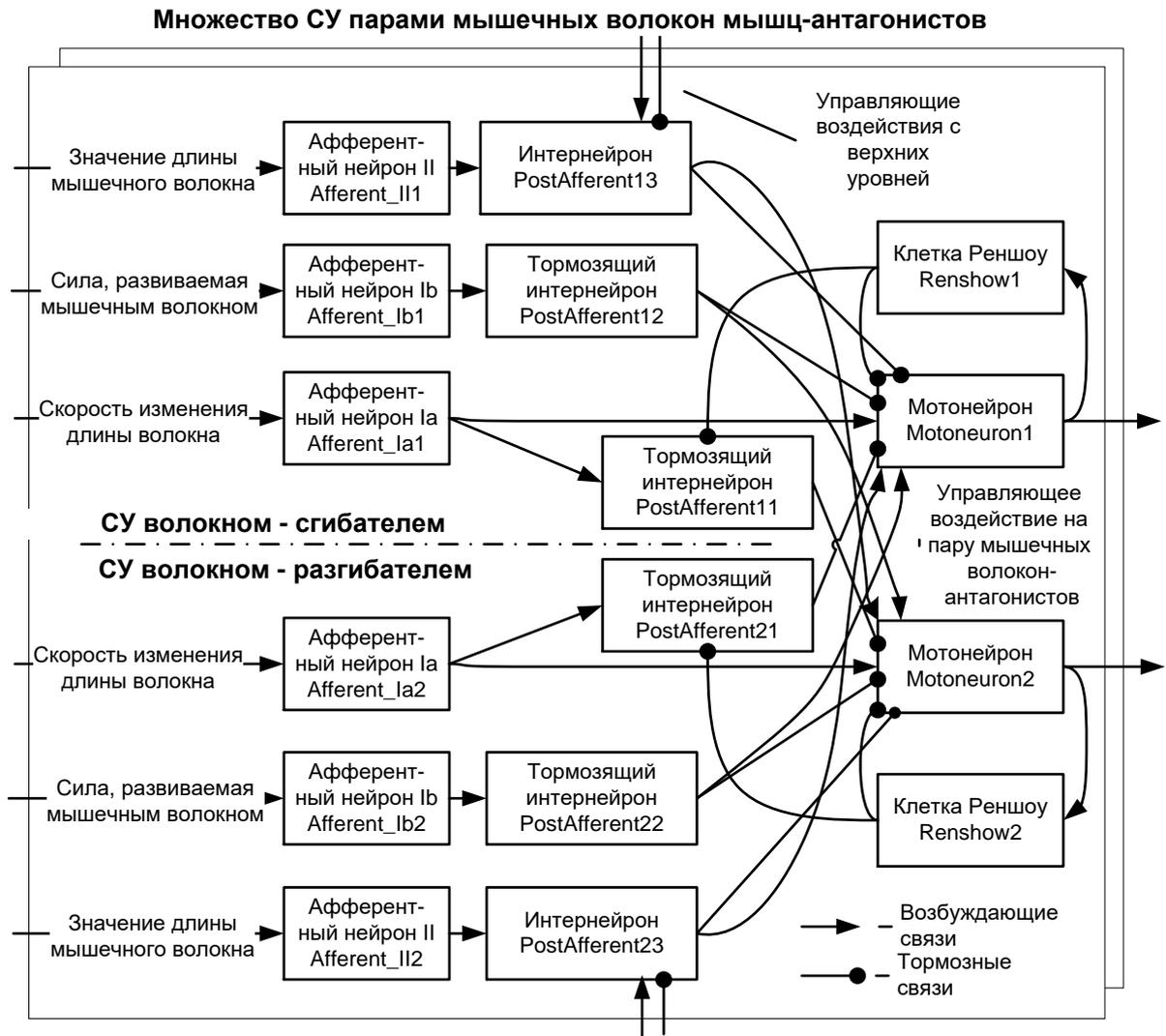


Рисунок 3.5 – Схема нейронной сети управляющего элемента

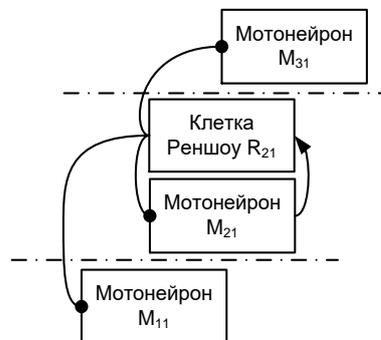


Рисунок 3.6 – Перекрестные тормозные связи

На рисунке 3.7 представлена упрощённая схема НС управляющего элемента.

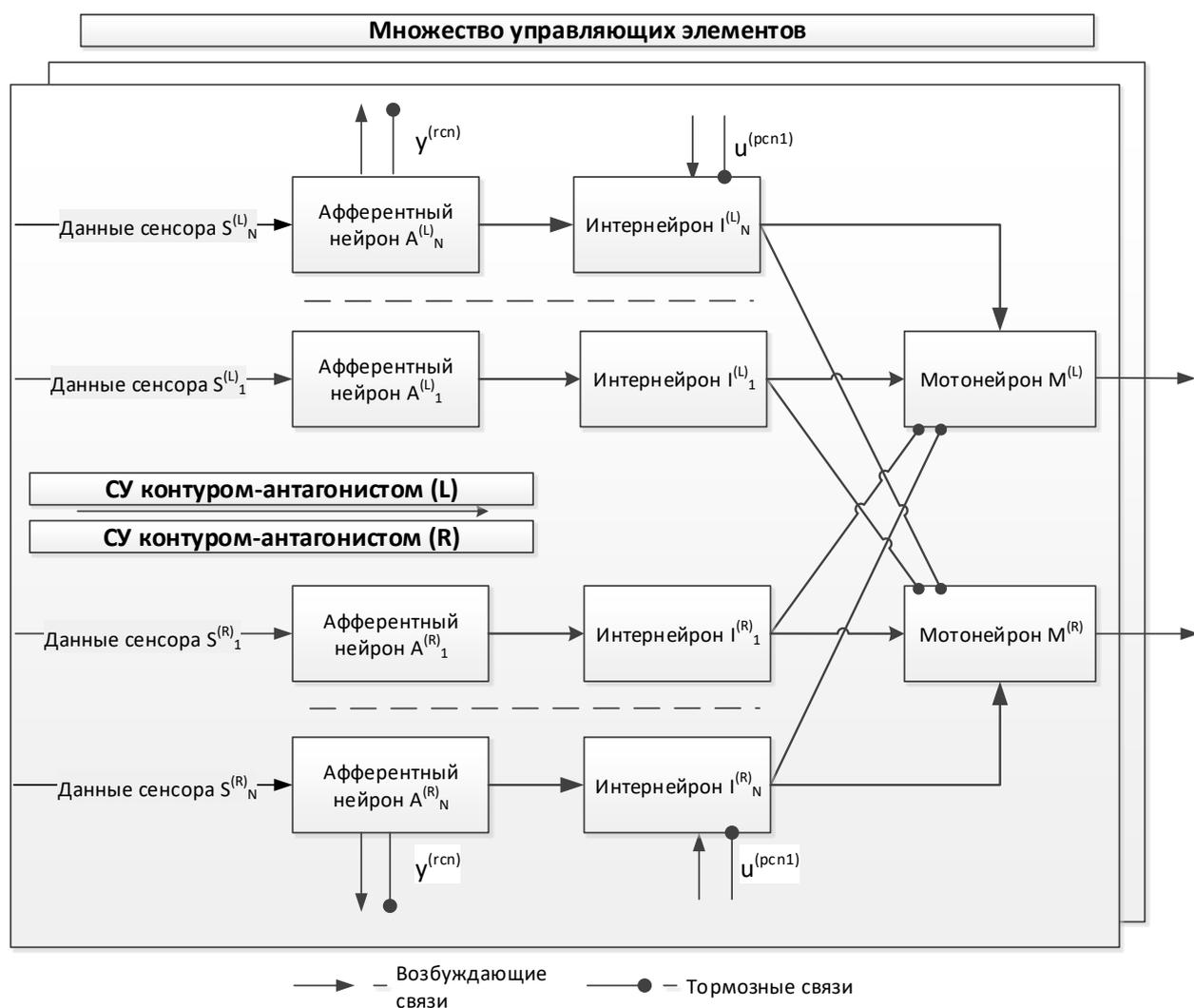


Рисунок 3.7 – Простейшая схема управляющего элемента

Здесь отсутствуют некоторые интернейроны и клетки Реншоу.

3.2.5 Модель формирования выходного воздействия

Предположим, что ОУ имеет единственный управляющий вход. Управляющий сигнал определяется как сумма выходов с мотонейронов контуров-антагонистов, которые, после преобразования инерционным звеном, описывают положительный и отрицательный вклад в величину управляющего сигнала (в исходном прототипе обеспечивающие управляющие воздействия мышц-антагонистов):

$$\begin{cases} \dot{u}_j^{(1)}(t) + \frac{1}{\tau} u_j^{(1)}(t) = \frac{1}{\tau} y_j^{(1)}(t), j = \overline{1, N} \\ \dot{u}_j^{(2)}(t) + \frac{1}{\tau} u_j^{(2)}(t) = \frac{1}{\tau} y_j^{(2)}(t), j = \overline{1, N} \\ u(t) = \sum_j (\alpha_j^{(1)} \cdot u_j^{(1)}(t) + \alpha_j^{(2)} \cdot u_j^{(2)}(t)) \end{cases} \quad (3.5)$$

Здесь $u_j^{(1)}(t), u_j^{(2)}(t)$ – вычисляемый вклад в управляющий сигнал от j -ых мотонейронов (1) и (2), $y_j^{(1)}(t), y_j^{(2)}(t)$ – выходы мотонейронов j , $\alpha_j^{(1)} < 0, \alpha_j^{(2)} > 0$ – весовые коэффициенты, $u(t)$ – результирующий управляющий сигнал, N – число управляющих элементов.

Диапазон изменения коэффициентов $\alpha_j^{(1)}, \alpha_j^{(2)}$ определяется диапазоном допустимых значений управляющего сигнала $[\alpha_{\min}; \alpha_{\max}]$, где $\alpha_{\min} < 0; \alpha_{\max} > 0$. При этом величины весовых коэффициентов могут быть вычислены по аналогии с разбиением данных с сенсора на поддиапазоны следующими способами:

1. Равномерно:

$$\alpha_j^{(1)} = \alpha_{\min}, \alpha_j^{(2)} = \alpha_{\max}, \quad (3.6)$$

или

$$\alpha_j^{(1)} = \frac{\alpha_{\min}}{N}, \alpha_j^{(2)} = \frac{\alpha_{\max}}{N}. \quad (3.7)$$

2. Неравномерно с линейным увеличением развиваемого усилия (аналогично (3.3)):

$$\alpha_j^{(1)} = \frac{\alpha_{\min}}{N-j-1}, \alpha_j^{(2)} = \frac{\alpha_{\max}}{N-j-1}. \quad (3.8)$$

3. Неравномерно методом, аналогичным формуле (3.4), с удвоением развиваемого усилия:

$$\alpha_j^{(1)} = \frac{\alpha_{\min}}{2^{j-1}}, \alpha_j^{(2)} = \frac{\alpha_{\max}}{2^{N-j}}. \quad (3.9)$$

3.2.6 Способы воздействия на систему управления

Возможны следующие способы влияния на управляющие элементы через воздействия на:

- афферентные нейроны;
- непосредственно на мотонейроны.

Воздействие на афферентные нейроны подразумевается через модификацию входного сенсорного сигнала путем добавления к нему желаемого значения этого сигнала S^* . При этом сигнал должен предварительно быть подвергнут разбиению на диапазоны аналогично сигналу сенсора. Таким образом мы можем, например, задавать желаемое значение положения угла поворота вала двигателя, модифицируя сигнал, поступающий с датчика угла.

Воздействуя на мотонейроны можно влиять непосредственно на функцию управления. При этом ожидаемая величина угла задается числом активируемых извне мотонейронов нейронов в цепи управления по углу. При этом необходимо соблюдать парность управления, т.е. при возбуждении одного мотонейрона необходимо одновременно тормозить его антагониста.

3.2.7 Метод синтеза нейронной сети регулятора

Рассмотренная нейронная система управления, использует структурную и параметрическую адаптацию. Можно сформулировать следующую методику адаптации системы к желаемым показателям управления (амплитуда колебаний, время переходного процесса, диапазон внешних воздействий).

При необходимости минимизации ошибки управления:

1. Осуществляется увеличение числа управляющих элементов.
2. Для всех управляющих элементов осуществляется пере разбиение диапазонов сенсорных сигналов и пересчет вкладов в управляющий сигнал.
3. Выполняется анализ минимизируемой величины и при необходимости процесс повторяется с п.1.

При необходимости расширения диапазона парлируемых внешних воздействий:

1. Осуществляется увеличение верхней границы диапазона формирования управляющего сигнала.

2. Для всех управляющих элементов осуществляется пересчет вкладов в управляющий сигнал.
3. Выполняется анализ поведения системы и при необходимости процесс повторяется с п.1.
4. При снижении точности управления, дополнительно выполняется адаптация для минимизации ошибки управления.

3.2.8 Алгоритм структурной адаптации нейронной сети регулятора

В системе управления контур структурной адаптации является надстройкой над основным уровнем управления. В рассмотренной в предыдущей главе системе позиционирования такой контур обеспечивает изменение числа управляющих элементов в зависимости от амплитуды колебания объекта управления около положения равновесия с целью ее уменьшения. На рисунке 3.8 показан алгоритм такой адаптации для одного из контуров управления, выполняющейся на каждом шаге расчета системы управления.

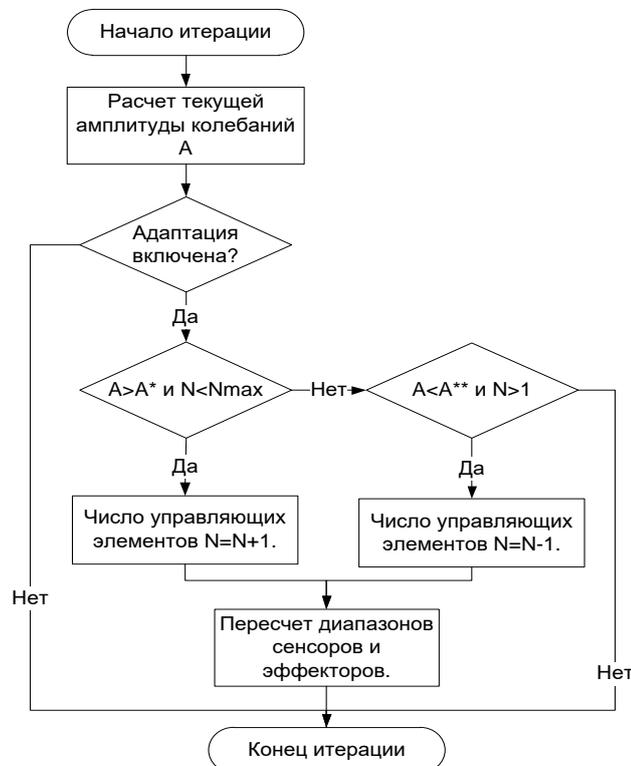


Рисунок 3.8 - Алгоритм работы контура структурной адаптации

На каждой итерации расчета, определяется средняя за заданный интервал времени амплитуда колебаний вокруг положения равновесия, и полученное значение сравнивается с максимально допустимым значением амплитуды колебаний. Если максимально допустимая амплитуда превышена, и число управляющих элементов еще не достигло максимума, то это число увеличивается на единицу и осуществляется пересчет рабочих диапазонов сенсоров и эффекторов. Если текущая амплитуда меньше максимальной, то дополнительно проводится проверка, не меньше ли она и минимально разрешенной. Если это так, то число управляющих элементов уменьшается на единицу (но не менее 1), и также осуществляется пересчет рабочих диапазонов сенсоров и эффекторов. Проверка на минимально допустимую амплитуду колебаний реализована для экономии вычислительных ресурсов.

3.3 Структурное описание нейронной сети запоминания положений

Для перехода к нейросетевому управлению высокого уровня (например, совместное управление звеньями манипулятора), необходимо перейти к обучаемой нейросетевой модели позиционирования отдельного звена манипулятора. Данная модель приведена на рисунке 3.9. Уровень позиционирования (position control network – PCN1) предоставляет возможность зафиксировать в структуре связей сети возможные варианты положения объекта в пространстве и получить возможность воспроизводить эти состояния по сигналу с высшего уровня. При этом мы подразумеваем, что с точки зрения системы управления имеется конечный набор возможных положений, их число определяется структурой НС регулятора (уровень RCN).

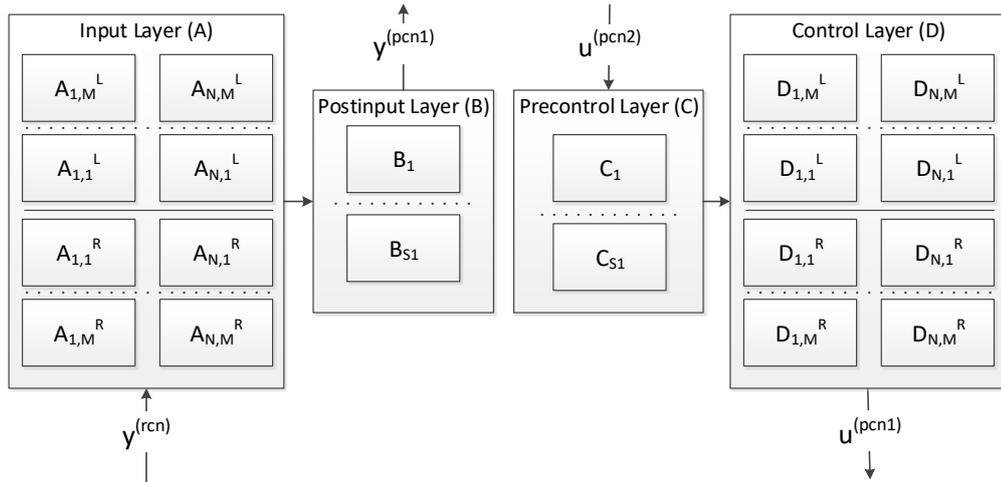


Рисунок 3.9 – Структурная схема нейронной сети позиционирования (PCN1)

Подробнее структура уровня PCN1 представлена на рисунке 3.10.

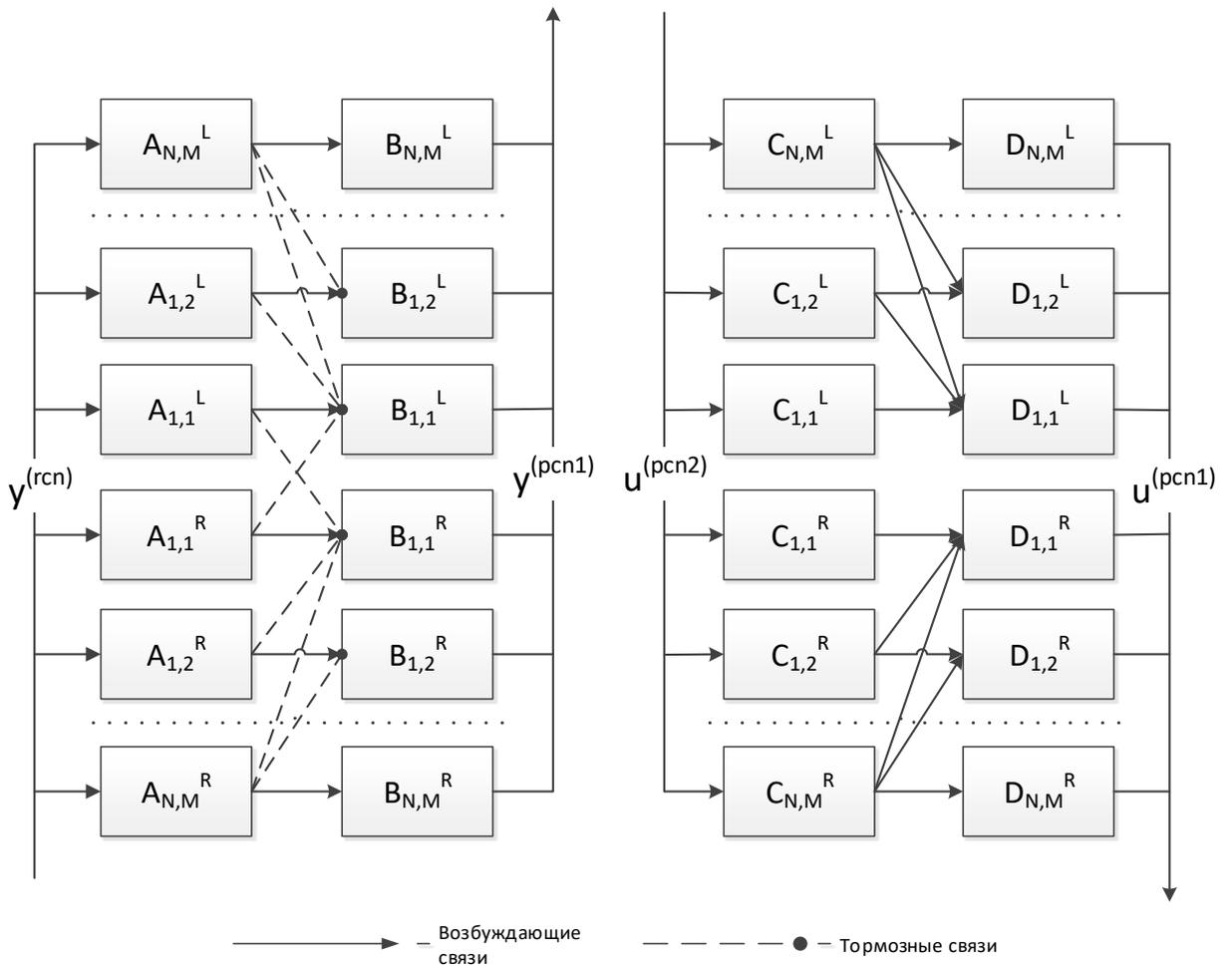


Рисунок 3.10 – Подробное описание структуры PCN1

В такой сети, афферентные нейроны системы управления $R_{i,j}^{A,L}, R_{i,j}^{A,R}$ ($i = \overline{1, N}, j = \overline{1, M}$) связаны с соответствующими нейронами $A_{i,j}^{P(1),L}, A_{i,j}^{P(1),R}$ ($i = \overline{1, N}, j = \overline{1, M}$) слоя A , представляющими собой копии афферентных нейронов. Здесь N – количество афферентных каналов, а M – количество управляющих элементов. Слой A отображает активность афферентных нейронов. Каждый нейрон $B_s^{P(1)}$ ($s = \overline{1, S_1}$) слоя B отображает одно из S_l положений объекта, а запоминание этих положений происходит установлением возбуждающих связей между активными нейронами слоя A и соответствующими нейронами слоя B , а также установлением тормозных связей между активными нейронами слоя A и ранее обученными нейронами слоя B . Таким образом, каждому нейрону в слое B ставится в соответствие отдельное положение объекта.

Одновременно с созданием связей между слоями A и B , осуществляется создание соответствующих связей между нейронами $C_s^{P(1)}$ ($s = \overline{1, S_1}$) слоя C и нейронами $D_{i,j}^{P(1),L}, D_{i,j}^{P(1),R}$ ($i = \overline{1, N}, j = \overline{1, M}$) слоя D , которые обеспечивают обратное преобразование заданной активности нейронов слоя C , каждый из которых определяет желаемое положение объекта управления, аналогично B , в выходную активность слоя D , которая поступает на вставочные нейроны нейронной сети регулятора $R_{i,j}^{I,L}, R_{i,j}^{I,R}$ ($i = \overline{1, N}, j = \overline{1, M}$). Таким образом, выходы нейронов B являются выходами такой нейронной сети, поступающими на следующие уровни управления, а входы нейронов C являются ее входами с этих уровней. Разница между активностью нейронов B и C определяет разницу между заданным и текущим положениями объекта управления.

Максимальное количество запоминаемых положений для слоя PCN1 равно

$$S_{1,\max} = 2 \cdot M \cdot N. \quad (3.10)$$

Уровень согласованного позиционирования (PCN2) представляет из себя нейронную сеть, входом которой является информация о текущем положении

каждого звена, определяемая активностью нейронов B нейронных сетей позиционирования (PCN1) отдельных подвижных элементов, а выходные сигналы поступают на нейроны C соответствующих уровней PCN1 (Рисунок 3.11).

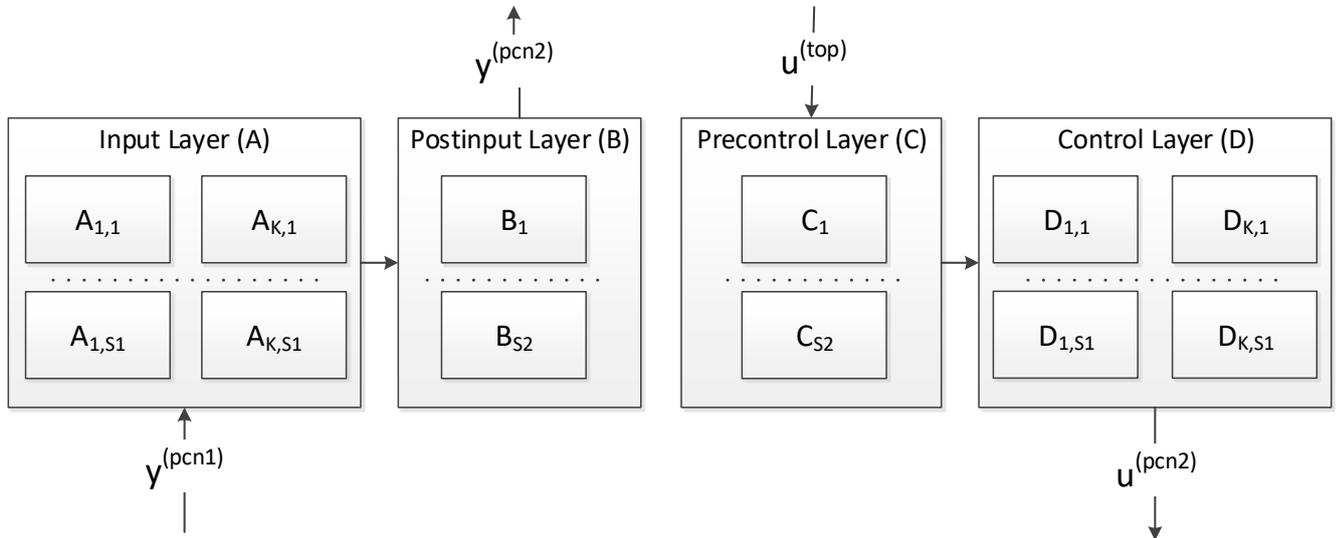


Рисунок 3.11 – Структура сети уровня согласованного позиционирования

Такая нейронная сеть согласованного управления имеет структуру, аналогичную структуре уровня PCN1. Таким образом, например, при управлении несколькими звеньями манипулятора она может запоминать взаимное расположение этих звеньев.

В случае применения нейросети согласованного позиционирования для нескольких объектов управления, структура нейронной сети будет схожей с PCN1, только на вход слоя A будут поступать сигналы с выходов слоёв B более низких уровней управления (PCN1), а сигналы с выходов слоя D такой сети будут поступать на входы слоёв C этих более низких слоёв управления. Сигналы с выходов слоя B нейросети согласованного позиционирования идут на входы более высокого уровня управления, а на входы слоя C такой сети принимают управляющие сигналы с выходов более высокого уровня управления.

Максимальное количество запоминаемых взаимных расположений k исполнительных элементов для слоя PCN2 равно:

$$S_{2,\max} = \prod_{k=1}^K S_{1,k} . \quad (3.11)$$

На рисунке 3.12 показано место нейронной сети позиционирования в системе управления манипулятором

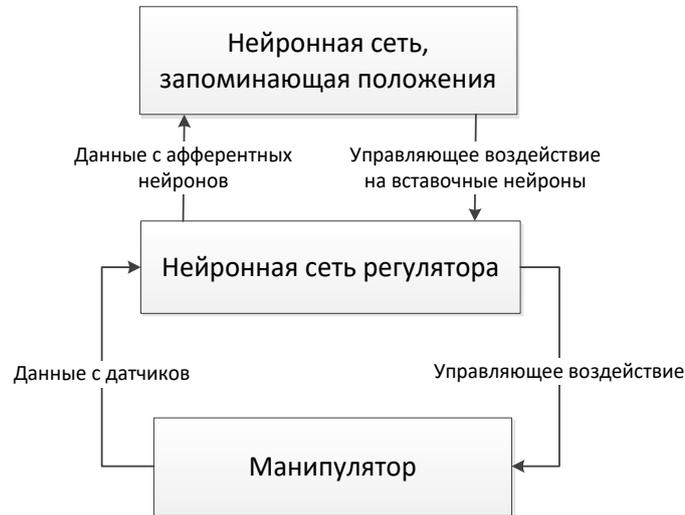


Рисунок 3.12 – Структурная схема системы управления с нейросетью позиционирования

Алгоритм обучения такой сети представлен на рисунке 3.13.

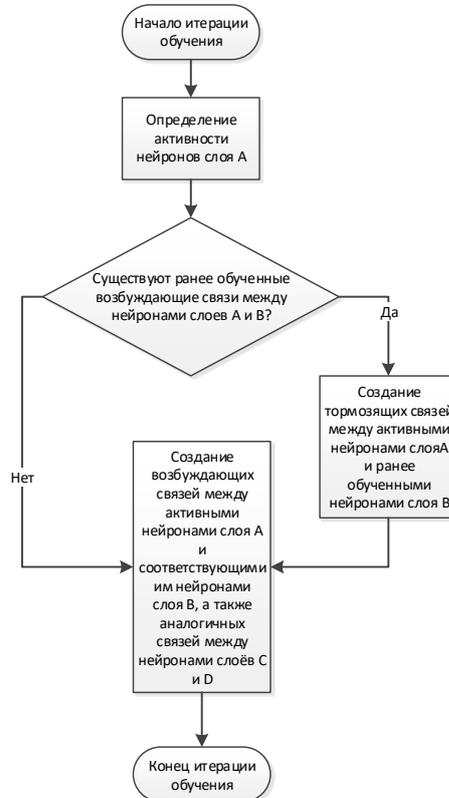


Рисунок 3.13 – Алгоритм обучения нейросети позиционирования

3.4 Структурное описание нейронной сети управления движением по траектории

Рассмотрим вариант возможной реализации нейронной сети управления движением по траектории (trajectory control network – TCN) (Рисунок 3.14). В рамках модели под движением по траектории мы подразумеваем последовательную смену запомненных ранее положений исполнительской системы робота. Таким образом движение по траектории сводится к последовательному переключению активности управляющих нейронов уровня PCN2 и далее по нисходящей до уровня RCN.

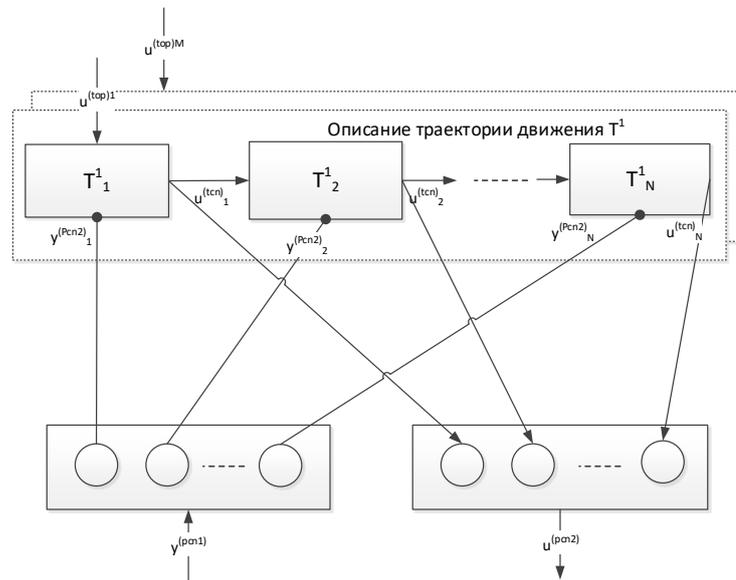


Рисунок 3.14 – Структурная схема уровня управления движением по траектории

Здесь $T^i_j, i = \overline{1, M}, j = \overline{1, N_i}$ - нейронные структуры, обеспечивающие переход системы по участкам траектории. Условно будем называть их элементами траектории. Каждый элемент траектории активирует одно запомненное положение на уровне PCN2, что переводит исполнительную систему в это положение. На схеме 3.14 M – число запомненных траекторий; N_i – число элементов в траектории i . Для начала выполнения движения по траектории первый элемент траектории активируется с высшего уровня управления. Далее, по достижении этого положения, что определяется активацией

соответствующего нейрона уровня PCN2, этот элемент траектории тормозится и одновременно активирует следующий элемент траектории, и процесс движения продолжается пока не отработает последний элемент в описании траектории. Также выполнение движения может быть прервано сигналом с высшего уровня.

На рисунке 3.15 показана структурная схема элемента траектории T, удовлетворяющая представленным выше требованиям.

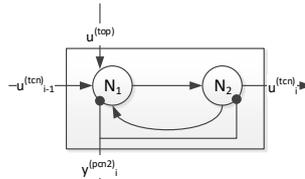


Рисунок 3.15 – Структурная схема реализующая элемент траектории

Элемент представляет собой кольцевую структуру из двух нейронов с положительной обратной связью. Однократное возбуждение такой структуры приводит ее в устойчивое состояние генерации. По сигналу с низшего уровня, действующего одновременно на оба нейрона в кольце, структура может быть заторможена. Для того, чтобы единственная возбуждающая связь, которой последовательно связаны такие кольцевые структуры, не приводила к фактически одновременному запуску всех элементов траектории, связь между элементами траектории использует особенности структурной организации мембраны в модели нейрона. На входе кольцевой структуры $u^{(tcn)}_{j-1}$ образуется несколько тормозных и возбуждающих синапсов. При этом тормозные синапсы располагаются по дендриту ближе к соме нейрона и поэтому имеют больший вес, но меньшее время влияния на вклад в возбуждение нейрона. А возбуждающие синапсы образуются на отдаленных участках дендритов и, соответственно, имеют меньший вес, но большее время влияния. Таким образом в момент появления активности $u^{(tcn)}_{j-1}$, нейрон N_1 следующего элемента траектории затормаживается за счет более “сильных” тормозных синапсов, однако по пропадании активности тормозное влияние исчезает быстрее, чем остаточное возбуждение с дендритов, и происходит запуск следующей кольцевой структуры.

Более подробно элемент траектории представлен на рисунке 3.16.

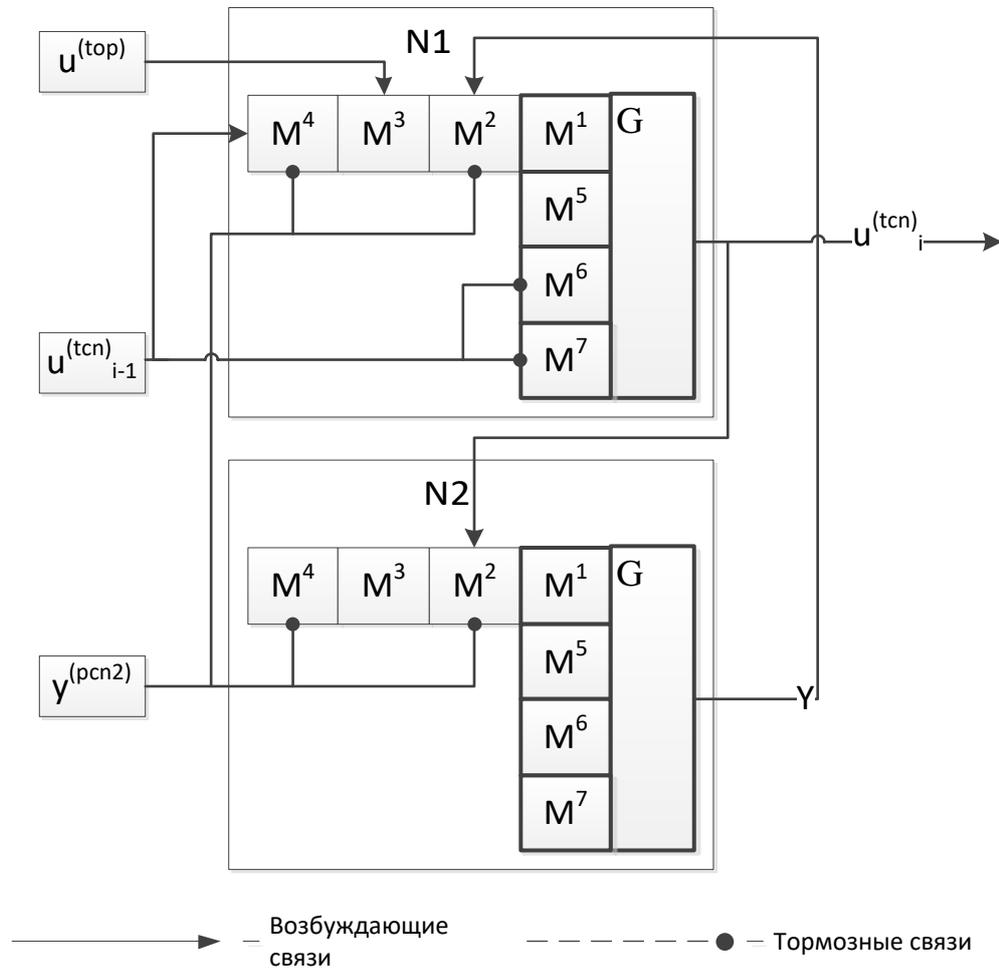


Рисунок 3.16 – Подробная структурная схема элемента траектории

Такая реализация уровня управления движением по траектории позволит на последующих уровнях управления моделировать в свою очередь все более сложные траектории (вводя, по аналогии с PCN, дополнительные уровни: TCN1, TCN2, и т.п.), а затем, абстрагируясь еще больше и добавив информацию от сенсоров (левая часть схемы рисунка 1.3), моделировать реакцию робототехнической системы подобно простым условным рефлексам, а впоследствии и все более сложным рефлексам, получаемым как комбинация простых.

3.5 Особенности предложенной архитектуры нейроморфных систем

Предложенная архитектура нейроморфных систем существенно отличается от остальных архитектур в теории искусственных нейронных сетей. Каждый уровень предложенной архитектуры представляют собой многослойную сеть с нерегулярной структурой связей.

Уровень регулятора содержит как вертикальные, так и горизонтальные связи. Число слоев на уровне регулятора определяется заданными параметрами качества функционирования регулятора. В основе архитектуры лежит структура нейронных сетей спинального уровня управления мышечным сокращением.

Уровни запоминания положений и траекторий – содержат только вертикальные связи. Число слоев нейронов в каждом уровне определяется степенью обобщения запоминаемой информации. В основе архитектуры лежат известные примитивные кольцевые нейронные структуры, и структура зрительной коры.

Преимуществом новой архитектуры является:

- универсальность по отношению к объекту управления – позволяющая применять одну и ту же сеть с одинаковыми параметрами для решения различных задач управления;
- устойчивость к частичным повреждениям объекта управления, таким как например частичный отказ датчиков, благодаря структурной адаптации, выполняющейся в процессе функционирования;
- потенциально более высокая обобщающая способность благодаря глубокой архитектуре с метауровнями, в каждом из которых глубина иерархии не ограничена;
- неограниченная возможность обобщения в различных контекстах благодаря способности создавать новые обобщающие слои в уровнях запоминания положений и траекторий как вертикально, так и горизонтально (на одном уровне обобщения).

3.6 Выводы по разделу

1. Предложена архитектура части нейроморфной системы управления поведением роботов, отвечающей за запоминание и воспроизведение паттернов влияния на среду через эффекторы робота и разработаны модели архитектурных элементов этой части нейроморфной системы, основывающиеся на известных из нейрофизиологии нейронных структурах.
2. Разработана модель уровня регулятора, в основе которого положена нейронная сеть спинального уровня управления мышечными сокращениями.
3. Разработана модель уровня запоминания состояний объекта управления. В основу этой нейронной сети положены некоторые принципы формирования зрительной коры мозга.
4. Разработана модель уровня управления движением по траектории, где под траекторией понимается последовательный переход между запомненными состояниями. В основу этого уровня проложены кольцевые структуры с положительной обратной связью.

4 Разработка специализированного программного обеспечения анализа, управления и обработки информации для моделирования нейронов и нейронных сетей со структурной адаптацией

4.1 Обоснование необходимости разработки программного обеспечения

Особенностью предлагаемой модели нейрона и нейронных сетей на ее основе является структурная, а не параметрической адаптация сети при ее настройке (обучении). Поэтому большинство существующих средств моделирования нейронных сетей не пригодны для исследования таких моделей. Существуют универсальные средства моделирования, самым известным из которых является Matlab [90]. Однако, вследствие универсальности, все они отличаются низкой производительностью и также не позволяют менять структуру моделируемой системы во время выполнения расчета. Поэтому было принято решение о разработке собственных средств моделирования нейронных сетей.

4.2 Выбор средств разработки

В качестве языка программирования был выбран язык C++. Ядро системы разработано в стандарте языка ISO C++ (2003). Интерфейс пользователя разработан в среде разработки Embarcadero C++ Builder.

4.3 Общее описание архитектуры

Задачу разработки программного комплекса для моделирования нейронных сетей со структурой, изменяющейся во время выполнения можно свести к более общей – разработке программного комплекса, позволяющего вычислять на каждом шаге алгоритм, составленный из цепочки модулей, каждый из которых решает отдельную локальную подзадачу. При этом каждый модуль имеет входные и выходные данные, параметры и переменные состояния. Каждый модуль также может быть связан с другими модулями через входы и выходы, причем структура связей может быть произвольна.

Поскольку ставится задача обеспечить возможность оперативного изменения структуры моделируемой системы, это накладывает следующие требования к архитектуре:

- необходимо иметь средства для загрузки и сохранения структуры модулей алгоритма;
- обеспечить унифицированный доступ к параметрам, переменным состояния, входным и выходным данным модулей;
- иметь средства добавления новых модулей в алгоритм (из списка существующих), удаления существующих, изменения порядка расчета.

Такой подход позволяет также унифицировать:

- оценку производительности модулей;
- средства тестирования модулей (поскольку имеется унифицированный доступ ко всем входным и выходным данным модуля, то можно реализовать и универсальные средства тестирования);
- средства обмена данными между алгоритмом и внешними по отношению к нему структурными элементами программного обеспечения, например, интерфейсом пользователя.

Такая унификация позволяет упростить создание конечного приложения, повысить надежность за счет повторного использования кода.

Из сформулированных выше требований следует, что программное обеспечение, удовлетворяющее этим требованиям, должно иметь двухуровневую архитектуру:

- уровень ядра с универсальным программным интерфейсом (условное название: RDK – runtime development kit);
- уровень конечного ПО, использующего библиотеку, включающего в себя коллекции алгоритмов и интерфейс пользователя (условное название: NMSDK – neuro modeler software development kit).

На рисунке 4.1 представлена схема взаимодействия основных программных модулей ядра и пользовательского приложения.

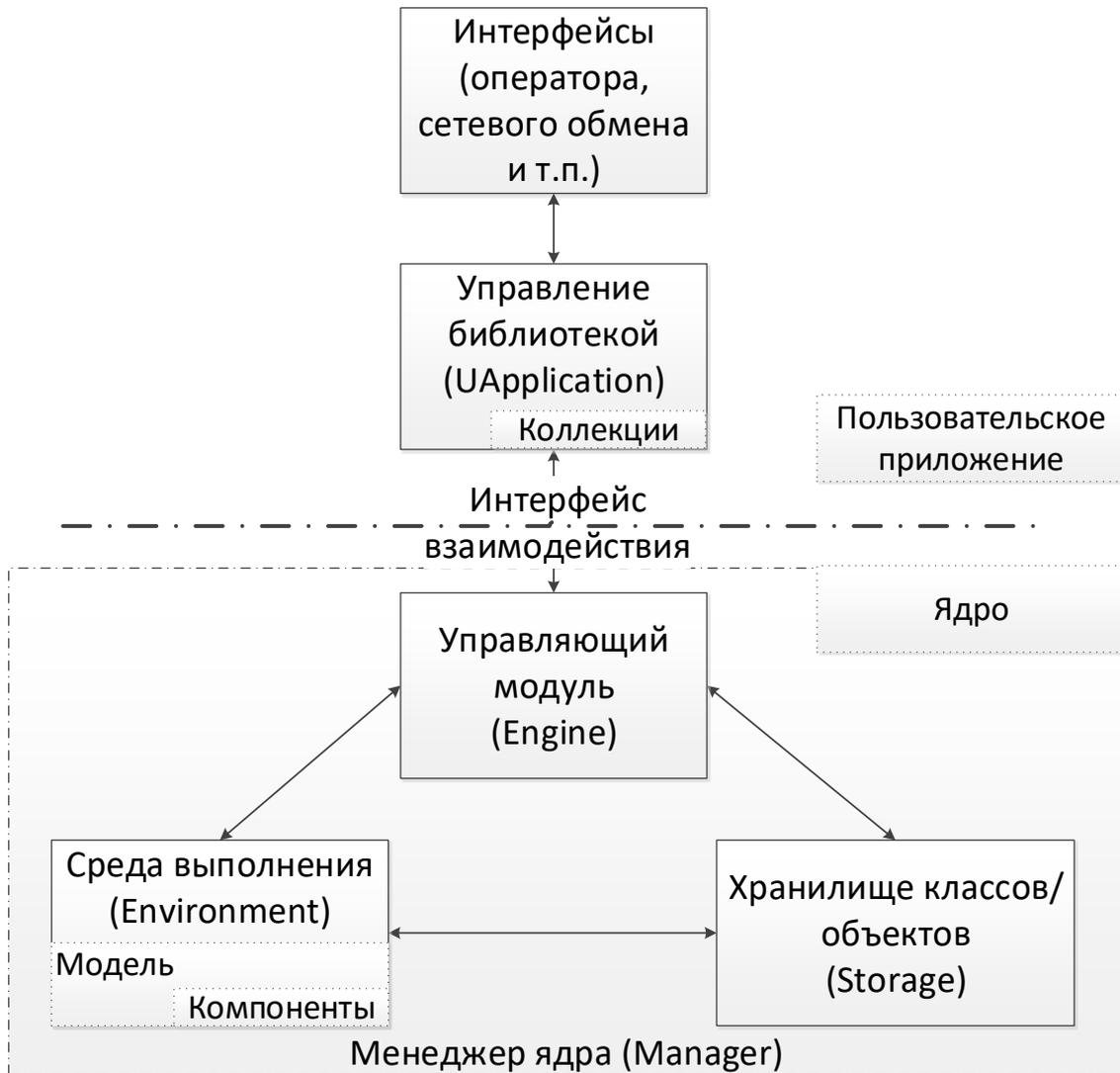


Рисунок 4.1 – Схема взаимодействия основных модулей специального программного обеспечения

Управляющий модуль (Engine) обеспечивает функционал по инициализации и деинициализации основных модулей библиотеки: среды выполнения и хранилища объектов. Также управляющее ядро предоставляет пользовательской программе унифицированный интерфейс взаимодействия с модулями библиотеки.

Хранилище классов и компонент (Storage) предоставляет средства по управлению доступным набором компонент (решающих модулей) во время выполнения программы. Таким образом обеспечивается возможность динамической замены компонент или модификации структурной схемы модели

(под моделью будем понимать алгоритм верхнего уровня, решающий поставленную пользователем задачу).

Среда выполнения (Environment), используя хранилище объектов, обеспечивает функционал по формированию структурной схемы модели, управлению отдельными компонентами модели, заданию входных данных модели для расчета и выдачу выходных данных.

Модель (Model) – часть среды, содержащая в себе собственно структуру алгоритма и все функции по управлению им.

Компонент (Component) – самодостаточная в рамках модели сущность. Имеет методы для связи с другими контейнерами, может содержать в себе другие компоненты. В рамках своего владельца определяется уникальным строковым именем. Для прямого доступа к вложенному компоненту можно использовать составное строковое описание вида “ComponentName1.SubComponentName2.SubComponentName3”.

Менеджер ядра обеспечивает функции инициализации элементов ядра, их первичной настройки, и корректного разрушения при завершении работы.

Пользовательское приложение может (не обязательно) использовать дополнительную программную прослойку (UApplication), облегчающую управление библиотекой. В этой прослойке вводится функциональность создания, загрузки и сохранения конфигурации (конфигурация – это структура компонент модели, параметры компонент и параметры расчета), предоставляются унифицированные программные средства для выполнения циклического расчета модели в отдельных потоках, унифицированные средства удаленного управления приложением и т.п.

4.4 Сценарии использования программного обеспечения

Можно перечислить следующие сценарии использования программного обеспечения:

1. В составе приложения, в качестве алгоритмического ядра.

- 1.1. В составе приложения, назначение которого предполагает постоянное создание различных по структуре алгоритмов.
- 1.2. В составе приложения, структура алгоритма которого изменяется в процессе разработки, но будет фиксирована по окончании разработки, или будут созданы и встроены алгоритмы изменения структуры во время выполнения.
2. В качестве подключаемой динамической библиотеки.
 - 2.1. В качестве расширения возможностей других средств моделирования (например, Matlab) гибкими и производительными алгоритмами.
 - 2.2. В качестве модуля для встраивания разработанных алгоритмов в существующие программные продукты.
3. В качестве алгоритмического ядра встраиваемых систем.

4.5 Жизненный цикл конечного ПО

На рисунке 4.2 представлена типовая последовательность действий при использовании библиотеки. Пунктиром показаны необязательные действия.

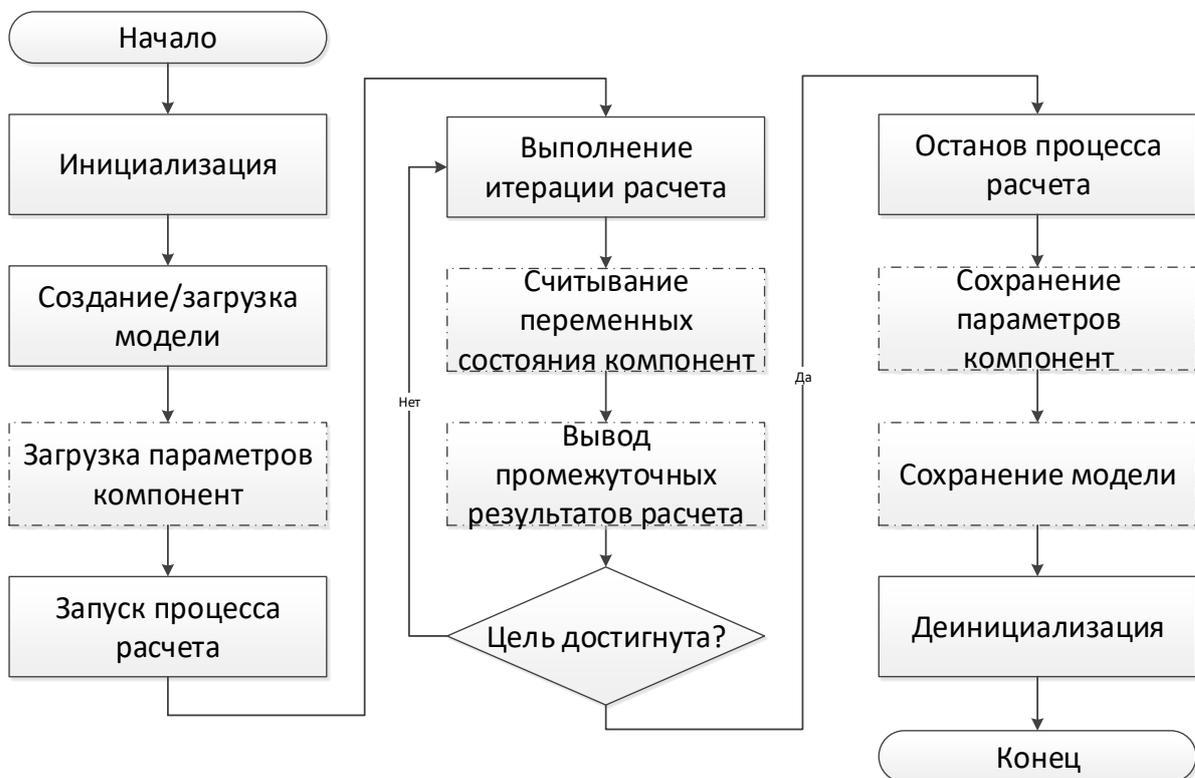


Рисунок 4.2 – Блок-схема жизненного цикла ПО, использующего библиотеку

Эта последовательность действий может быть применена без изменений для всех сценариев использования библиотеки. Однако при создании конечного приложения (сценарий 1) в эту последовательность могут добавляться действия по инициализации/деинициализации средств управления библиотекой со стороны приложения, получением статистической информации, например, о быстродействии расчетов отдельных компонент и т.п.

4.6 Инициализация ядра

На рисунке 4.3 представлена блок-схема последовательности действий, выполняемых при инициализации ядра.



Рисунок 4.3 – Последовательность действий, выполняемых при инициализации ядра

В представленной последовательности действий следует отдельно отметить следующие этапы.

Вызов функции загрузки коллекций для приложения. Эта функция, с определенной сигнатурой, не представлена в ядре, а описывается в создаваемом приложении, и выполняет следующую функцию – заносит в список указатели на

глобальные переменные, каждая из которых представляет собой экземпляр класса одной из коллекций компонент, которые будут использоваться в приложении. Таким образом осуществляется передача в ядро информации о коллекциях, реализованных в приложении.

Инициализация функции-обработчика исключений. Эта функция также должна быть реализована в приложении. При инициализации осуществляется регистрация этой функции в ядре и в дальнейшем при возникновении любых событий, будет вызвана эта функция, что позволит приложению прочитать журнал событий ядра и осуществить реакцию на возникшее событие.

Вызов функции создания модели с заданным индексом. Третья функция, которая должна быть реализована в приложении. Эта функция принимает на вход индекс модели, и позволяет программно создать модель со всей внутренней структурой алгоритмов. Может быть пустой функцией, если сценарий использования приложения подразумевает только возможность загрузки моделей из файлов.

4.7 Структура модулей ядра программного обеспечения

Ниже представлен верхний уровень структура модулей ядра программного обеспечения (Рисунок 4.4). В этой структуре:

- Bin – целевой каталог для сборки всех бинарных файлов, включая примеры использования.
- Build – содержит файлы проектов, обеспечивающие сборку бинарного кода библиотеки.
- Core – исходные коды библиотеки.
- Deploy – точка входа для пользователя библиотеки. Содержит .h файлы для подключения библиотеки и актуальные копии бинарных файлов.
- Docs – документация.
- GUI – содержит платформенно зависимый пользовательский интерфейс, а также программный интерфейс с другими библиотеками.

- Samples – примеры использования библиотеки.
- ThirdParty – исходный код сторонних разработчиков, от которых зависит разработанная библиотека.

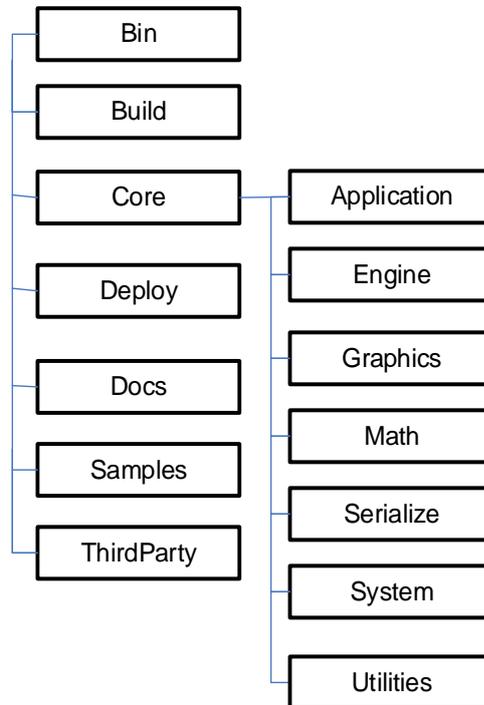


Рисунок 4.4 – Верхний уровень структуры RDK

Папка Core содержит все исходные коды библиотеки. Разделы имеют следующую структуру:

- Application – содержит вспомогательные средства управления библиотекой со стороны конечного приложения.
- Engine – Собственно ядро. Содержит все базовые классы, реализующие функциональность библиотеки.
- Graphics – Графическое ядро. Является надстройкой над Engine и упрощает создание систем обработки видеoinформации.
- Math – Набор математических примитивов.
- Serialize – Средства сериализации данных простых типов, произвольных производных от C++ STL-контейнеров и внутренних типов библиотеки. Сериализация осуществляется в XML и двоичный код. Также

предоставляет функции чтения и записи STL-контейнеров и внутренних типов библиотеки в текстовый поток.

- System – Содержит системно-зависимые функции, без которых невозможна реализация некоторого функционала ядра (например учет времени с точностью до миллисекунд).
- Utilities – Содержит набор классов и функций, упрощающих разработку библиотеки, или сторонних приложений. Например, класс поддержки ini-файлов, базовые классы исключений библиотеки, и т.п.

4.8 Структура конечного приложения

Помимо программного ядра (RDK), были разработаны коллекции компонент для моделирования нейронных сетей и приложение NMSDK. Они включают в себя набор классов, описывающих компоненты описанных выше нейронов и нейронных сетей и некоторых смежных и сопутствующих математических моделей.

Ниже представлена структура папок NMSDK (

Рисунок 4.5).

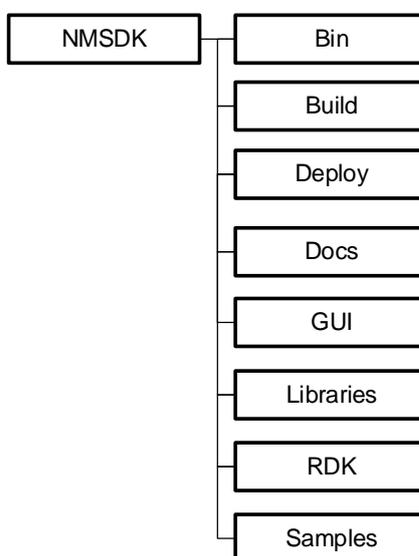


Рисунок 4.5 – Структура папок приложения NMSDK

Здесь:

- Bin – целевой каталог для сборки всех бинарных файлов, включая примеры использования.

- Build – содержит файлы проектов, обеспечивающие сборку бинарного кода приложения NMSDK.
- Deploy – точка входа для пользователя NMSDK. Содержит заголовочные файлы для подключения библиотеки и актуальные копии бинарных файлов.
- Docs – документация.
- GUI – содержит платформенно зависимый пользовательский интерфейс, а также программный интерфейс с другими библиотеками.
- Libraries – коллекции классов, описывающие компоненты алгоритмов моделирования нейронных сетей.
- RDK – ядро библиотеки.
- Samples – проекты с примерами использования приложения.

4.9 Диаграммы классов ядра

На рисунке 4.6 представлена диаграмма классов ядра библиотеки. Библиотека содержит набор базовых классов. Все остальные классы являются расширением библиотеки, реализующие некоторый специфический функционал и конечные алгоритмы.

Можно выделить следующие группы классов, решающие отдельный спектр задач:

- класс хранилища компонент: UStorage;
- классы управляющего ядра: UEngine;
- Классы среды выполнения: UEnvironment;
- Классы описания компонент, содержащих конечные алгоритмы и средства взаимодействия друг с другом:
 1. UModule,
 2. UComponent,
 3. UContainer,
 4. UConnector,
 5. UItem,

6. UADItem,

7. UNet.

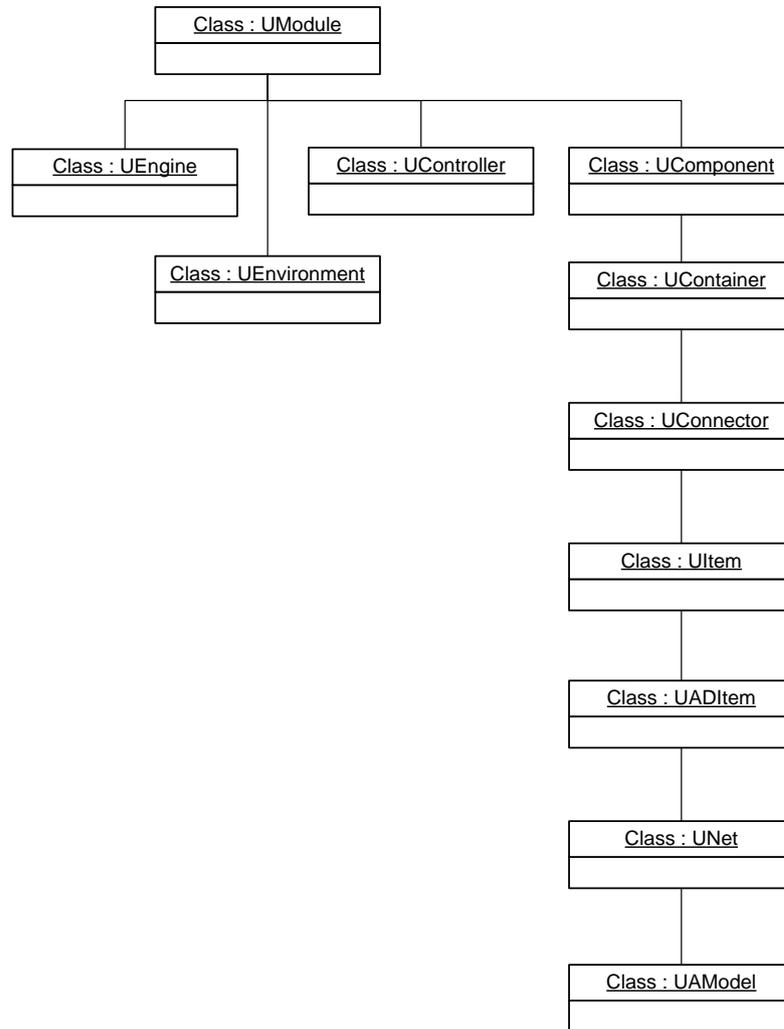


Рисунок 4.6 – Диаграмма базовых классов библиотеки RDK

Ниже дано краткое описание каждой группы классов.

4.9.1 Классы хранилища компонент

Класс хранилища компонент UStorage. Содержит список экземпляров классов-образцов компонент. А также средства управления списком, создания копий компонент и выдачу указателей на копии потребителю. Дополнительно содержит список всех созданных компонент и позволяет провести очистку этого списка по требованию или при уничтожении хранилища.

4.9.2 Классы управляющего ядра

Класс UEngine

- содержит указатели на хранилище объектов и среду выполнения,
- обеспечивает инициализацию хранилища и среды,
- предоставляет все возможные средства для опосредованной работы с хранилищем, средой, моделью и ее компонентами (через универсальный xml-протокол обмена данными),
- обеспечивает перехват всех исключений библиотеки,
- формирует лог и вызывает callback функцию пользователя при наступлении исключительной ситуации.

4.9.3 Классы среды выполнения

Базовый класс среды выполнения UEnvironment.

Содержит:

- список указателей на библиотеки компонент,
- средства управления списком библиотек и пополнения хранилища компонент содержимым библиотек.

Также предоставляет конечные методы для реализации процедуры расчета модели, в частности, реализацию режима счета в реальном времени.

4.9.4 Классы описания компонент

- UModule. Предоставляет интерфейс управления процессом счета. Класс предоставляет средства для автоматического восстановления внутренней структуры объекта и сброса процесса счета в исходное состояние при необходимости.
- UComponent. Базовый класс описания компонент. Содержит указатель на компонента-владельца, и абстрактный метод создания копий компонента.
- UContainer. Полноценный компонент-контейнер, содержит массив указателей на дочерние компоненты, средства управления и доступа к ним.
- UConnector. Коннектор – предоставляет реализацию входного интерфейса для организации связей между компонентами.
- UItem. Источник – предоставляет реализацию выходного интерфейса для

организации связей между компонентам.

- UADItem. Обмен двоичными данными – предоставляет реализацию обмена произвольными двоичными данными через механизм связей. Каждая связь между выходом одного компонента и входом другого способна передавать массив байт произвольной длины. Обмен производится через передачу указателей на выходные данные компонентам-приемникам данных, для минимизации копирования данных в памяти.
- UNet. Сеть – предоставляет удобную реализацию интерфейса, обеспечивающего организацию связей между объектами. Этот класс является контейнером, имеющим возможность хранить в себе набор из объектов всех трех описанных выше классов. Таким образом, становится возможным создавать вложенные сети. Этот класс является базовым для всех конечных компонент.
- UModel. Описывает модель – компонент верхнего уровня, который управляется средой выполнения (UEnvironment).

4.10 Обоснование основной иерархии классов

4.10.1 Модульная структура

Предполагается, что программное обеспечение создается со строгим разделением на вычислительное ядро и интерфейс. Также предполагается, что ядро состоит из набора модулей, каждый из которых может разрабатываться независимо. Возникает желание унифицировать интерфейс модулей для того, чтобы их было проще проектировать и тестировать, а также стандартизировать взаимодействие как между модулями, так и между ядром вообще и интерфейсами.

4.10.2 Универсальный способ использования стандартных функций любого модуля

Предполагается, что большинство модулей используются по следующему сценарию:

1. Создание экземпляра модуля.
2. Назначение параметров по умолчанию (Default).
3. Модификация параметров актуальными значениями
4. Инициализация (необходима для некоторых модулей, например, взаимодействующих с физическим устройством) (Init).
5. Сборка внутренней структуры данных модуля в соответствии со значением параметров (например, выделение памяти для матрицы весов нейронной сети по значениям параметров NumLayers (число слоев) и NumInputs (число входов каждого слоя)). Этот этап может быть опущен и совмещен с одним из следующих. (Build).
6. Переход в начальное состояние (Reset).
7. Задание входных данных
8. Выполнение итерации расчета (Calculate).
9. Считывание результата
10. Переход на п.6
11. Деинициализация по завершении работы (UnInit).

Здесь подразумевается, что работа с модулем всегда носит характер, показанный в п.6-8 (или может быть сведена к нему без ущерба по производительности/понятности кода, и т.п).

Таким образом, мы можем описать следующий базовый класс UModule:

```

class UModule
{
protected: // Флаги состояний
// Флаг готовности объекта к счету
// Если false, то перед итерацией счета будет вызван метод build
bool Ready;

// Флаг инициализации объекта
// если false - объект будет проинициализирован
bool InitFlag;

public: // Методы
// -----
// Методы доступа к свойствам
// -----
// Флаг готовности объекта к счету
bool IsReady(void) const;

// Флаг готовности объекта к начальной инициализации
bool IsInit(void) const;
// -----

// -----
// Методы управления счетом
// -----
// Восстановление настроек по умолчанию и сброс процесса счета
virtual bool Default(void);

// Обеспечивает сборку внутренней структуры объекта
// после настройки параметров
// Автоматически вызывает метод Reset() и выставляет Ready в true
// в случае успешной сборки
virtual bool Build(void);

// Сброс процесса счета без потери настроек
virtual bool Reset(void);

// Выполняет расчет этого объекта
virtual bool Calculate(void);

// Выполняет инициализацию этого объекта
virtual void Init(void);

// Выполняет деинициализацию этого объекта
virtual void UnInit(void);
// -----

// -----
// Скрытые методы управления счетом
// Реализуются в конечных модулях
// -----
protected:
// Восстановление настроек по умолчанию и сброс процесса счета
virtual bool ADefault(void);

// Обеспечивает сборку внутренней структуры объекта
// после настройки параметров
// Автоматически вызывает метод Reset() и выставляет Ready в true
// в случае успешной сборки
virtual bool ABuild(void);

// Сброс процесса счета.
virtual bool AReset(void);

// Выполняет расчет этого объекта
virtual bool ACalculate(void);

// Выполняет инициализацию этого объекта
virtual void AInit(void);

// Выполняет деинициализацию этого объекта
virtual void AUnInit(void);
// -----
};

```

4.10.3 Создание модулей во время выполнения программы и контроль за удалением

Если нам требуется добавить в модель модуль во время выполнения программы, то необходимо обеспечить соответствующий механизм, как для добавления, так и для последующего удаления модулей. А также необходимо обеспечить автоматическую сборку мусора.

Для этого реализованы следующие дополнения:

1. Расширение базового класса до UComponent: public UModule и добавление “виртуального конструктора” (New).

2. Описание фабрики (хранилища объектов – UStorage), в котором будет содержаться именованный список “образцов” доступных модулей, и методы создания копий образца, а также учета созданных копий. Соответственно в деструкторах классов-модулей должен быть реализован код запроса к породившему хранилищу на исключение объекта из списка при его физическом удалении.

Вообще говоря, для создания объектов во время выполнения нам достаточно только п.1 из предыдущего списка. Однако при этом мы теряем возможность выбирать порождающий класс модуля во время выполнения. Зачастую это также необходимо.

Таким образом, мы получим возможность получать новые экземпляры модулей приблизительно следующим образом:

```
UStorage Storage;
UComponent* comp=Storage.TakeObject("имя_описания_модуля");
// ...
Storage.ReturnObject(comp);
```

Дополнительно становится возможным:

1. Хранить созданный экземпляр модуля даже после его возврата хранилищу, и немедленно выдать объект при повторном запросе (уменьшение числа операций выделения/освобождения памяти).
2. По завершении времени жизни хранилища, все объекты будут автоматически уничтожены (автоматическая сборка мусора). Это

подразумевает, что время жизни хранилища должно быть больше, чем у остальных элементов ядра, и интерфейсов.

3. Вообще говоря, при соблюдении еще нескольких требований мы получаем возможность создавать во время выполнения программы новые образцы модулей и использовать их.

4.10.4 Универсальный доступ к данным модуля

Унификация доступа позволит однотипно читать и модифицировать значения данных модуля из других модулей и интерфейсов. Таким образом, становится возможным:

1. Создание единого интерфейса для управления параметрами всех модулей.
2. Возможность копирования данных одного экземпляра модуля в другой экземпляр.
3. Возможность сохранения и загрузки параметров модулей.

Для того, чтобы обеспечить универсальный доступ к данным модулей, предлагается для адресации использовать строковое имя переменной-члена класса и формировать xml-описание содержимого переменной. При этом вообще говоря вместо xml-описания может быть и любое другое, включая сериализацию в бинарный массив.

Эта часть функционала также реализована в UComponent.

4.10.5 Иерархия модулей

Обычно удобно (или необходимо) иметь возможность создания модулей, вложенных друг в друга. Желательно, чтобы глубина вложенности была не ограничена. Для использования этого функционала во время выполнения нам потребуется:

1. Обеспечить доступ к вложенным модулям по уникальному идентификатору.
2. Добавлять одни модули в другие и извлекать их.

3. Обеспечить вызов “стандартного” функционала из п.4.10.2 для модуля и всего содержимого.

Реализация функционала приведена в UContainer.

4.10.6 Обмен данными между модулями

В описанном выше функционале никак не отражается проблема взаимодействия между модулями. Обычно, если есть необходимость в динамическом создании структуры системы, то также необходимо обеспечить и возможность связывания модулей между собой на этапе выполнения. При этом под связыванием подразумевается, как информирование модуля о том какие модули предоставляют входную информацию, а какие являются потребителями выходной, так и собственно обмен данными.

Поскольку мы уже имеем механизм управления данными модуля, целесообразно через этот механизм обеспечить и связывание модулей. Таким образом информацией для установления связи являются имена выходного модуля, и имя его свойства, которое выступает в роли источника данных, а также имя входного модуля и соответствующее свойство, выступающее в роли приемника данных.

Также, чтобы избежать лишнего копирования данных, свойство-приемник может хранить прямой указатель на данные модуля-источника.

Реализация этого функционала приведена в UConnector, UItem, UNet.

Совместно с п.п. 4.10.4, 4.10.5 при некоторой доработке класса хранилища мы получаем возможность:

1. Создавать во время выполнения новые модули, как произвольные комбинации базовых, сохранять их в хранилище и использовать повторно.
2. Реализовать сохранение и загрузку произвольной структуры модулей со всеми данными.

Важно отметить, что этот функционал реализуется один раз, и не меняется при создании новых модулей.

4.11 Описание процесса разработки модулей библиотеки

4.11.1 Разработка компонент

Процесс разработки компонента, реализующего новый алгоритм, можно представить в виде следующей последовательности действий:

1. выбор имени компонента;
2. создание заголовочного файла и файла, содержащего реализацию методов компонента;
3. объявление класса компонента, дочерним от UNet или его производного;
4. определение параметров, переменных состояния, входов и выходов алгоритма и их объявление в классе;
5. реализация минимально необходимых методов класса (New, Default, Reset, Build, Calculate);
6. добавление кода, создающего экземпляр класса в выбранной коллекции.

После выполнения этих действий компонент, реализующий новый алгоритм становится доступен для использования и можно переходить к отладке, тестированию, доработке и использованию его в составе моделей.

4.11.2 Разработка коллекций компонент

Процесс создания новой коллекции компонент можно представить в виде следующей последовательности действий:

1. создание папки, которая будет содержать в себе файлы с исходным кодом новой коллекции и ее компонент;
2. создание заголовочного файла и файла, содержащего реализацию методов коллекции;
3. объявление класса коллекции, дочерним от ULibrary или его производного;
4. объявление глобальной переменной типа создаваемого класса коллекции;
5. реализация в классе метода CreateClassSamples, в который добавляется код, создающий экземпляры классов компонент этой коллекции;
6. добавление кода, содержащего включение глобальной переменной экземпляра коллекции в список используемых коллекций приложения.

После выполнения этих действий новая коллекция компонент может быть использована в приложении.

4.11.3 Разработка приложения на основе библиотеки

Общие действия, выполняемые при создании любого приложения на основе библиотеки следующие:

1. Создать каталог будущего приложения и подкаталоги со структурой, представленной на рисунке 4.5.
3. В каталог Libraries скопировать необходимые подкаталоги с коллекциями компонент.
4. Создать в каталоге Libraries заголовочный файл и файл с реализацией, в которых объявить и реализовать функции загрузки коллекций для приложения и создания модели с заданным индексом.
5. В каталоге Build создать файлы конфигураций для сборки приложения в каталог Bin, добавив в конфигурацию для сборки созданные в п.3 файлы, а также предварительно собранные статические библиотеки для каждой коллекции и библиотеку ядра.

4.12 Описание разработанных коллекций компонент

Каждая коллекция физически представляет собой каталог, содержащий класс описания коллекции, и (опционально) набор классов, описывающих новые компоненты. Новые классы могут отсутствовать, тогда все компоненты коллекции формируются на основе классов-описаний компонент других коллекций.

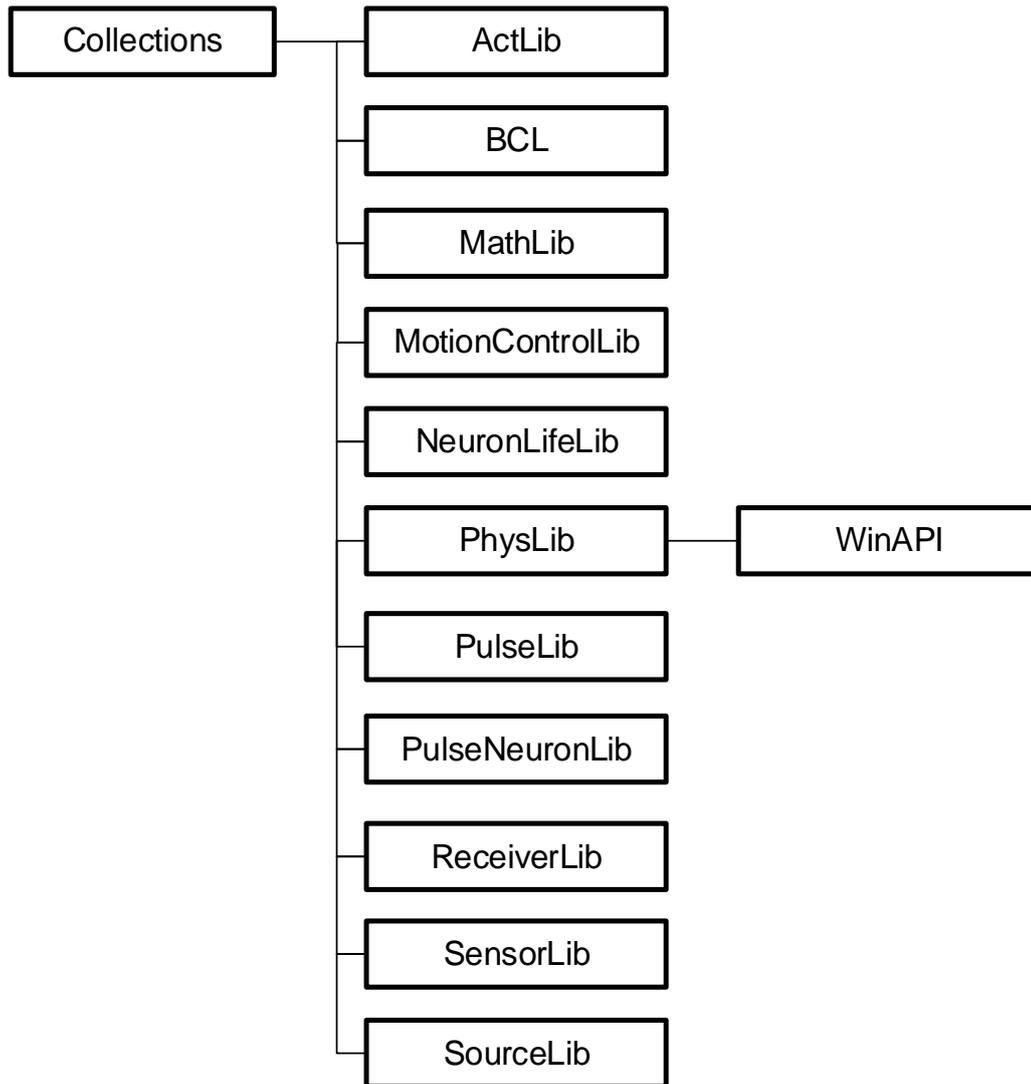


Рисунок 4.7 – Структура коллекций компонент

Разделы имеют следующую структуру, описывающую наборы компонент (рисунок 4.7):

- ActLib – компоненты, моделирующие эффекторы (двигатели, и т.п).
- BCL – Basic Class Library – содержит классы описания компонент, использующихся как базовые классы компонент других коллекций NMSDK.
- MathLib – коллекция математических операций с данными.
- MotionControlLib – компоненты законченных систем управления движением.
- NeuronLifeLib – компоненты моделирующие процессы жизнеобеспечения нейрона.

- PhysLib – компоненты управления физическими системами. Содержит в частности платформенно зависимый (Windows) компонент управления манипулятором.
- PulseLib – коллекция компонент, описывающих элементы авторской модели импульсного нейрона.
- PulseNeuronLib – коллекция компонент, описывающих готовые компоненты вариантов авторской модели импульсного нейрона.
- ReceiverLib – компоненты-приемники сигнала, обеспечивающие, в частности их постобработку, например сбор статистической информации.
- SensorLib – компоненты, обеспечивающие поддержку моделирования сенсоров.
- SourceLib – компоненты-источники (генераторы) сигналов.

На рисунке 4.8 представлены зависимости между библиотеками.

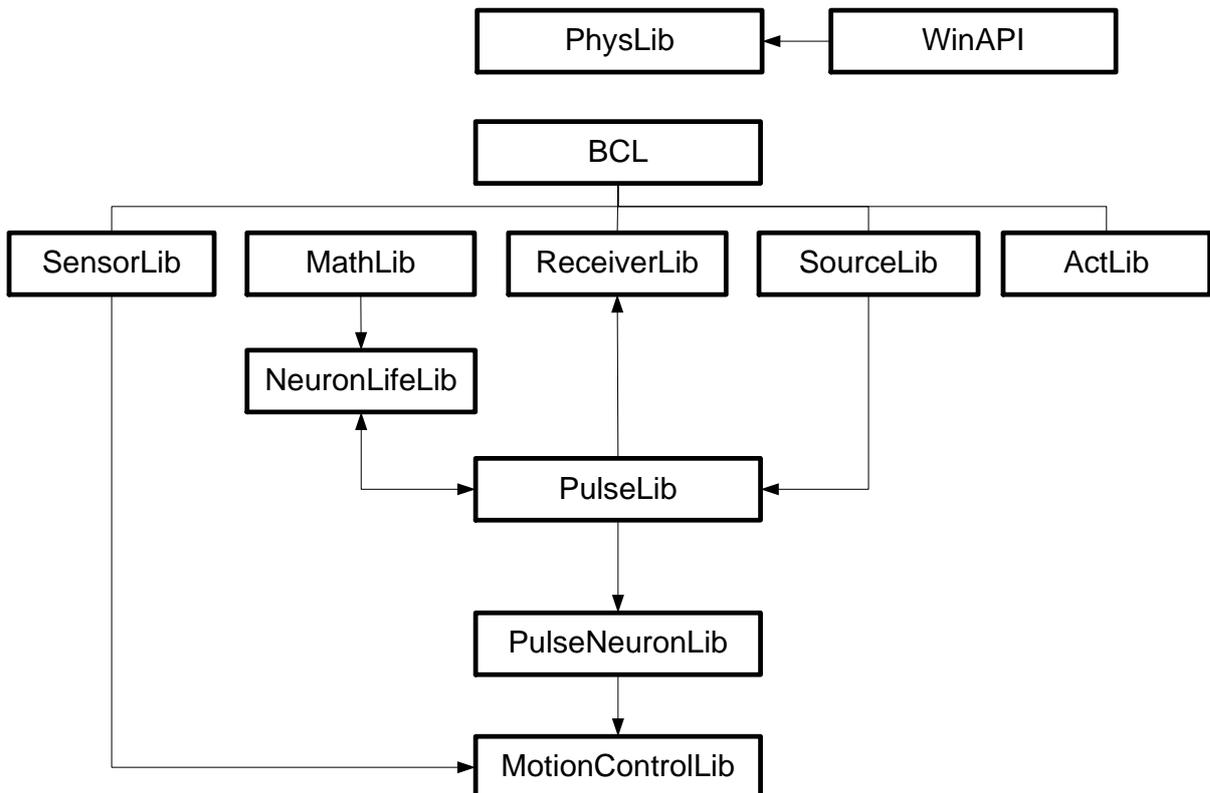


Рисунок 4.8 – Зависимости между библиотеками компонент нейроморфных систем управления

Двусторонние зависимости означают взаимное использование экземпляров классов соответствующих библиотек. При этом загрузка компонент этих библиотек в хранилище осуществляется в нисходящем, в соответствии с рисунком, порядке.

4.13 Структура экранных форм приложения

На рисунке 4.9 представлена структура экранных форм интерфейса пользователя разработанного приложения.

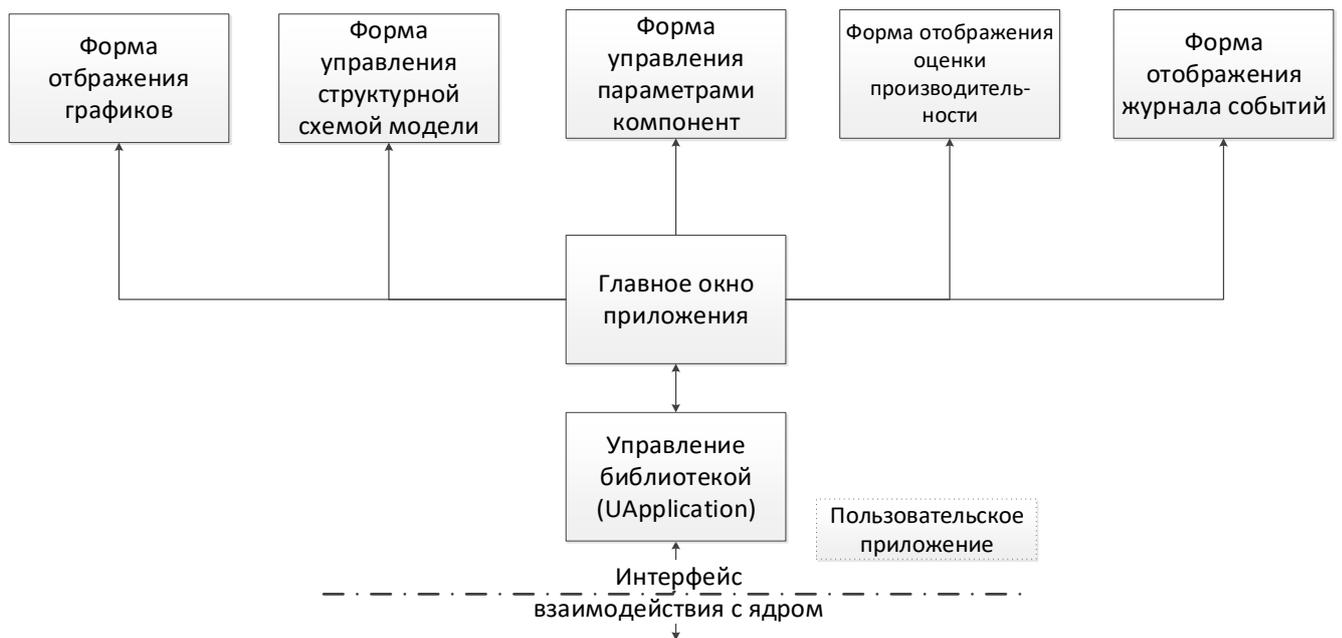


Рисунок 4.9 – Структура основных экранных форм приложения

Экранные формы обеспечивают возможность пользовательского управления функциями приложения.

Главное окно (Рисунок 4.10) объединяет в себе несколько форм и позволяет выполнять следующие функции:

- создание/загрузка/сохранение конфигураций;
- управление структурой модели, через соответствующую экранную форму;
- просмотр и изменение значений параметров компонент и переменных состояния, через форму управления параметрами;
- просмотр событий через форму отображения журнала событий;
- просмотр графиков значений выходов компонент.

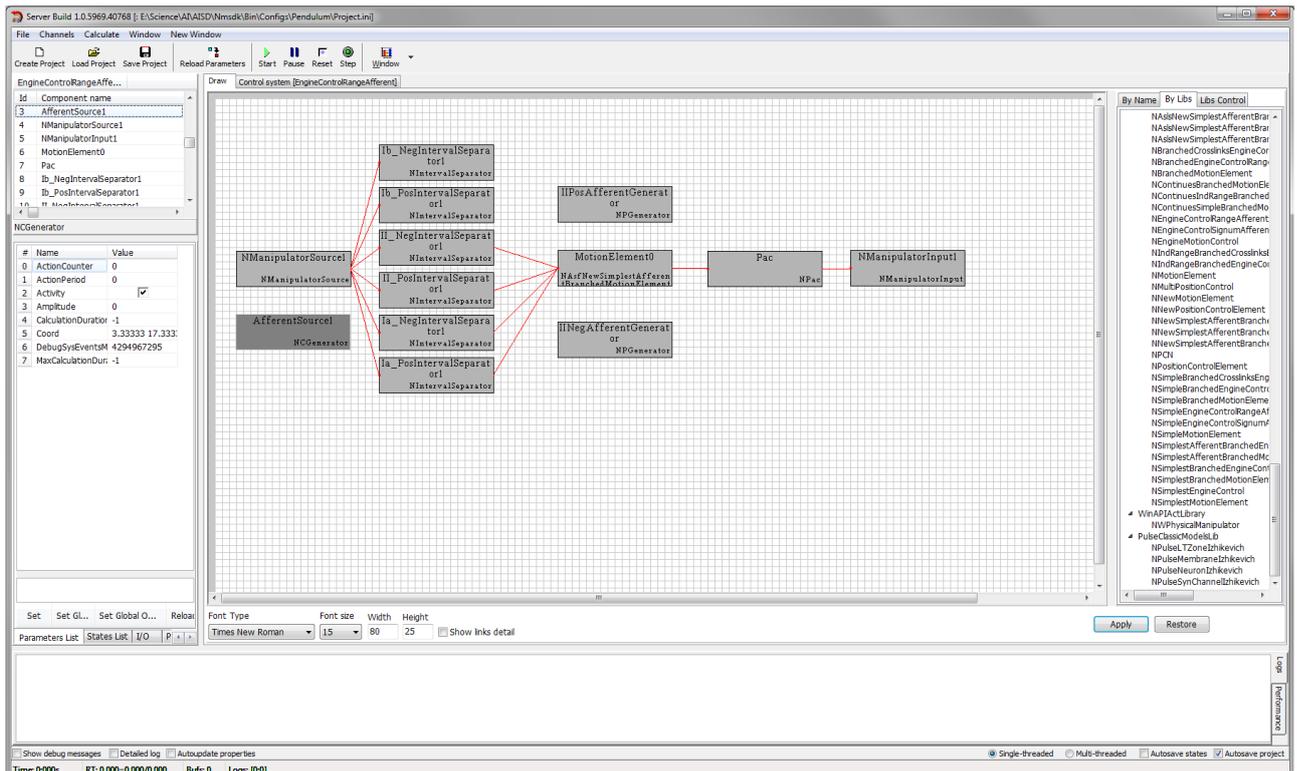


Рисунок 4.10 – Экранная форма главного окна приложения

4.14 Выводы по разделу

Разработано специальное программное обеспечение анализа, управления и обработки информации, позволяющее, в частности, исследовать модели нейронов и нейронных сетей с произвольной и оперативно изменяемой структурой связей.

Разработаны компьютерные реализации элементов нейрона и нейронных сетей.

Специальное программное обеспечение содержит 908 файлов исходного кода, содержащих в себе 168888 строк кода, 589 классов. Компоненты разработанных нейроморфных систем управления и вспомогательные компоненты (источники данных, сбора статистики и т.п.) реализованы в 16 библиотеках компонент.

Разработанное программное обеспечение было использовано и отработано в качестве ядра ряда систем видеоаналитики в ЦНИИ РТК.

Разработанные программные средства имеют следующие достоинства:

1. кроссплатформенное ядро, позволяющее создавать приложения для любых систем, поддерживающих стандарт С++ и имеющих реализацию библиотеки boost.
2. быстрое создание новых алгоритмических решений на базе уже созданных библиотек компонент;
3. унификация описания входов, выходов, параметров и переменных состояния каждого алгоритма;
4. как следствие п.2 – простота создания средств тестирования отдельных алгоритмов и комплексного тестирования;
5. простота создания новых компонент и коллекций;
6. малые накладные расходы на взаимодействие между компонентами, реализующими отдельные алгоритмы, что позволяет создавать гибкие системы, функционирующие в реальном времени;
7. пользовательский интерфейс, позволяющий проводить мониторинг и управление разрабатываемой системой.

5 Экспериментальное исследование моделей нейронов и нейронных сетей

5.1 Программа исследований

Исследования разбиты на следующие этапы:

- Исследование модели нейрона: анализ и оптимизация параметров нейрона, методы их настройки.
- Исследование элементов нейроморфной системы управления поведения и методы их настройки.

5.2 Исследование модели нейрона

5.2.1 Постановка задачи исследования

Для оценки адекватности реализации новых свойств модели нейрона был проведен ряд вычислительных экспериментов. Программа исследования включала в себя следующие этапы:

- исследование реакций нейрона на стимуляцию импульсными потоками;
- исследование нейронов с различной организацией синаптического и дендритного аппарата;
- моделирование нейронов различного размера и анализ отличий в реакциях моделей на тестовые последовательности импульсов.

Настройка параметров моделей основывалась на экспериментальных данных о процессах, протекающих в естественном нейроне.

В таблице 5.1 приведены значения параметров моделей функциональных элементов нейрона, которые использовались в описываемых ниже экспериментах.

Таблица 5.1 – Значения параметров модели нейрона

Синапс
Постоянная времени выделения медиатора $\tau_s=0.001$ с.
Постоянная времени распада медиатора $\tau_d=0.01$ с.
Амплитуда входного сигнала $E_y=1$.
Коэффициент влияния эффекта пресинаптического торможения $\xi=2$.
Эквивалентное сопротивление канала (“вес” синапса) $R_s=1 \cdot 10^8$ Ом.
Ионный механизм мембраны

<p>Эквивалентное сопротивление мембраны в состоянии покоя $R_0 = 1 \cdot 10^7$ Ом.</p> <p>Эквивалентное сопротивление в состоянии перезаряда $R_F = 1 \cdot 10^8$ Ом.</p> <p>Эквивалентная емкость мембраны $C_m = 1 \cdot 10^{-9}$ Ф.</p> <p>Начальные вклады $\{E_m\} = \{E_m^+, E_m^-\}$ в мембранный потенциал ионных механизмов в состоянии покоя:</p> <ul style="list-style-type: none"> • нормальный нейрон: $\{E_m^+ = 1, E_m^- = -1\}$ • пейсмейкерный нейрон: $\{E_m^+ = 1, E_m^- = -0.99\}$
<p>Генератор потенциала действия</p> <p>Порог нейрона $P = 0.001$.</p> <p>Постоянная времени, определяющая инерцию генераторного механизма $T_G = 0.005$ с.</p> <p>Амплитуда выходного сигнала $E_y = 1$.</p> <p>Коэффициент обратной связи F перезаряда мембраны для нейрона с числом участков мембраны сомы L (рис. 5):</p> <ul style="list-style-type: none"> • $L=1: F=1.7;$ • $L=2: F=1.2;$ • $L=3: F=1.0;$ • $L=4: F=0.9;$ • $L=6: F=0.7.$ <p>Коэффициент F подбирался так, чтобы длительность импульса на выходе нейрона приблизительно равнялась 0.001с, соответствующей длительности импульсов, генерируемых биологическим нейроном.</p>

5.2.2 Исследование реакций одиночных нейронов с различной организацией синаптического и дендритного аппарата

Одной из основных характеристик естественного нейрона, качественно влияющих на преобразование импульсных потоков, является размер мембраны. В отличие от мелкого нейрона, крупный нейрон менее чувствителен к входным воздействиям и обычно генерирует последовательности импульсов в более низком диапазоне частот и обычно отвечает одиночными импульсами на входные воздействия.

На рисунках 5.1 и 5.2 приведены модели таких нейронов. Эти модели позволяют строить нейроны с различной структурой мембраны и расположением синапсов на ней. Изменяя число ионных механизмов мембраны, каждую пару

которых можно рассматривать как дендрит клетки, можно моделировать нейроны различных размеров, не меняя значения параметров.

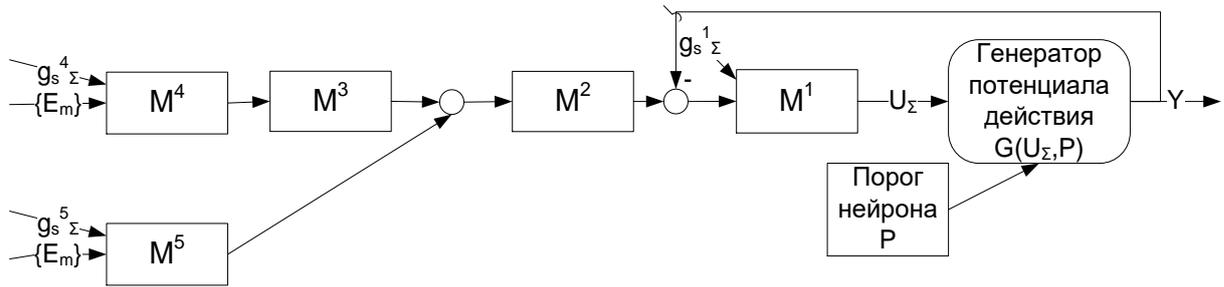


Рисунок 5.1 – Модель мелкого нейрона (N1)

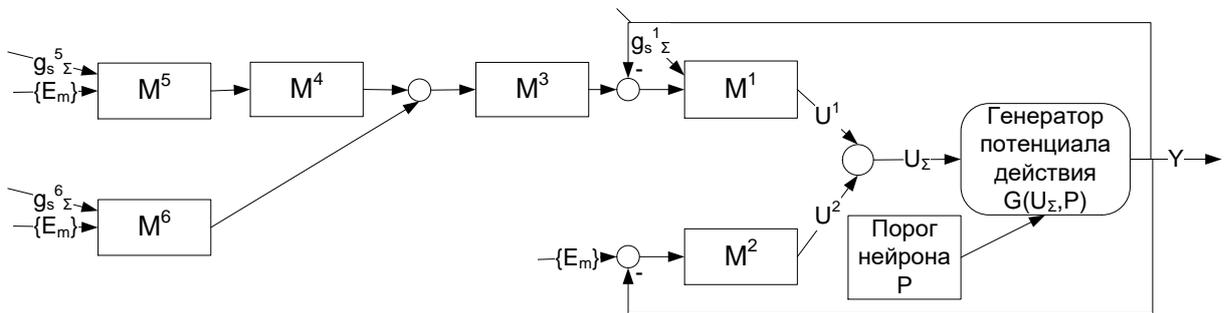


Рисунок 5.2 – Модель крупного нейрона (N2)

Обе модели нейрона имеют идентичную структуру дендритного аппарата (участки мембраны M^2 - M^5 для модели N1 и M^3 - M^6 для модели N2). Сомы нейронов представлена одним участком мембраны для мелкого нейрона и парой для крупного. Суммарные возбуждающие входные воздействия g_s^i представлены в виде одиночного синапса. Параметры моделей синапсов и участков мембраны и генераторов потенциала действия идентичны.

Изменяя структуру синаптического и дендритного аппарата нейрона, можно формировать модель, отвечающую конкретным требованиям исследуемой нейронной сети.

Типичным откликом нейрона является генерация пачек импульсов в ответ на периодическое внешнее возбуждение. На рисунках 5.3-5.6 представлены ответы модели N1 на последовательности импульсов с фиксированной частотой.

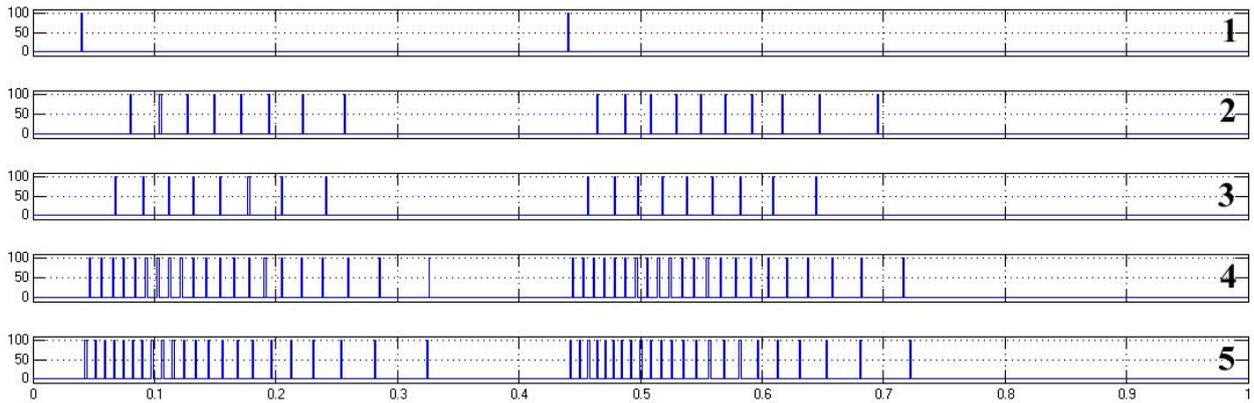


Рисунок 5.3 – Ответы нейрона N1 на возбуждение различных участков мембраны: 1 – возбуждающее воздействие; ответы нейрона с синапсом на 2 – M^4 ; 3 – M^5 ; 4 – M^2 ; 5 – M^1 .

Можно видеть, что синапс на соме естественным образом оказывает большее влияние на возбуждение. Наличие дендрита формирует дополнительную задержку в передаче возбуждающего воздействия по мембране и позволяет проводить долгосрочные (по отношению к частоте разрядов нейрона) пространственно-временные преобразования сигналов на мембране.

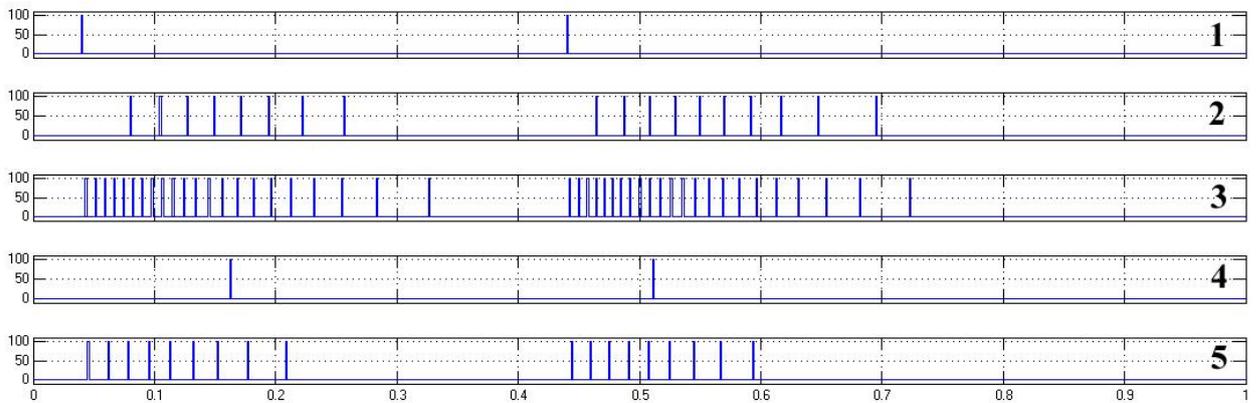


Рисунок 5.4 – Мелкий N1 (2, 3) и крупный N2 (4, 5) нейроны с синапсами на дендрите (2, 4) и соме (3, 5) в ответ на входное воздействие (1) частотой 2.5 Гц

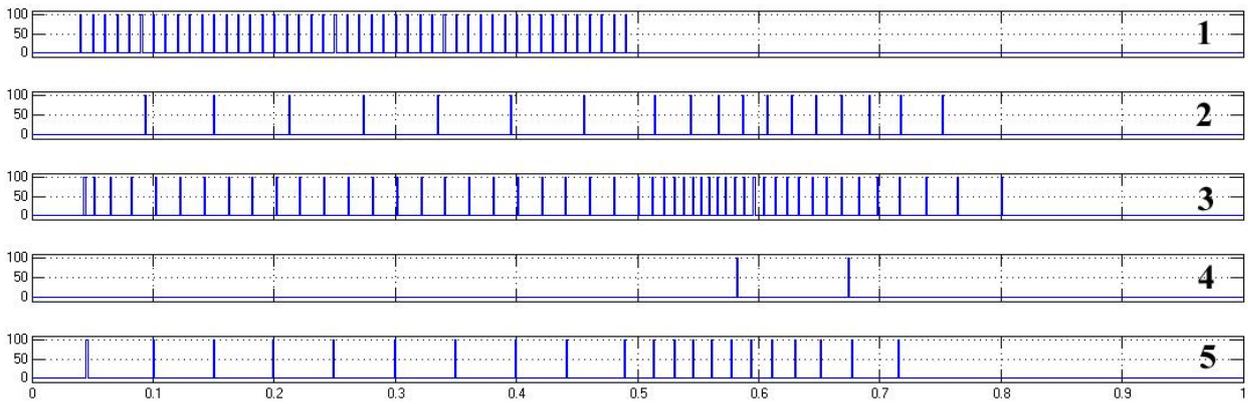


Рисунок 5.5 – Мелкий N1 (2, 3) и крупный N2 (4, 5) нейроны с синапсами на дендрите (2, 4) и соме (3, 5) в ответ на входное воздействие (1) частотой 100 Гц

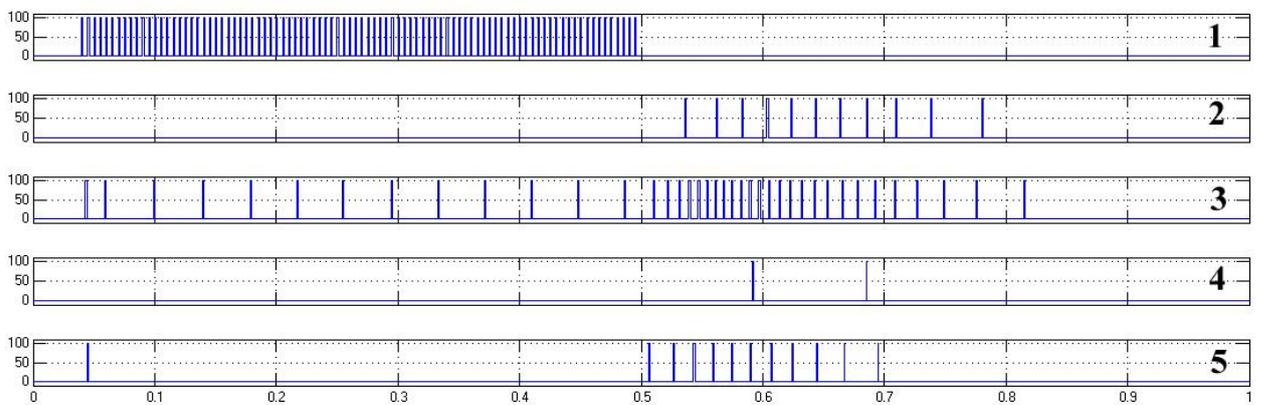


Рисунок 5.6 – Мелкий N1 (2, 3) и крупный N2 (4, 5) нейроны с синапсами на дендрите (2, 4) и соме (3, 5) в ответ на входное воздействие (1) частотой 200 Гц

Из приведенных графиков следует, что нейроны малых размеров реагируют на входной сигнал последовательностью импульсов, с уменьшающейся частотой. Это связано с большим сопротивлением и малой емкостью мембраны, и как следствие – существенным изменением внутриклеточного потенциала при стимуляции одним импульсом. Большие нейроны обычно разряжаются одиночными импульсами.

С ростом размера сомы при одинаковой стимуляции нейрона число импульсов в паттерне ответа нейрона уменьшается, а интервал между ними возрастает. На рисунке 5.7 слева демонстрируется зависимость средней частоты в спайке от числа импульсов в нем. Т.е. для графика 1 по оси абсцисс

откладывается число импульсов в пачке N_p . График 2 демонстрирует зависимость средней частоты следования спайков от числа участков сомы нейрона L. Частота вычислялась на фиксированном интервале времени, за который был принят интервал самого длинного паттерна.

На графике справа показана зависимость числа импульсов в спайке N_p от числа участков мембраны сомы L.

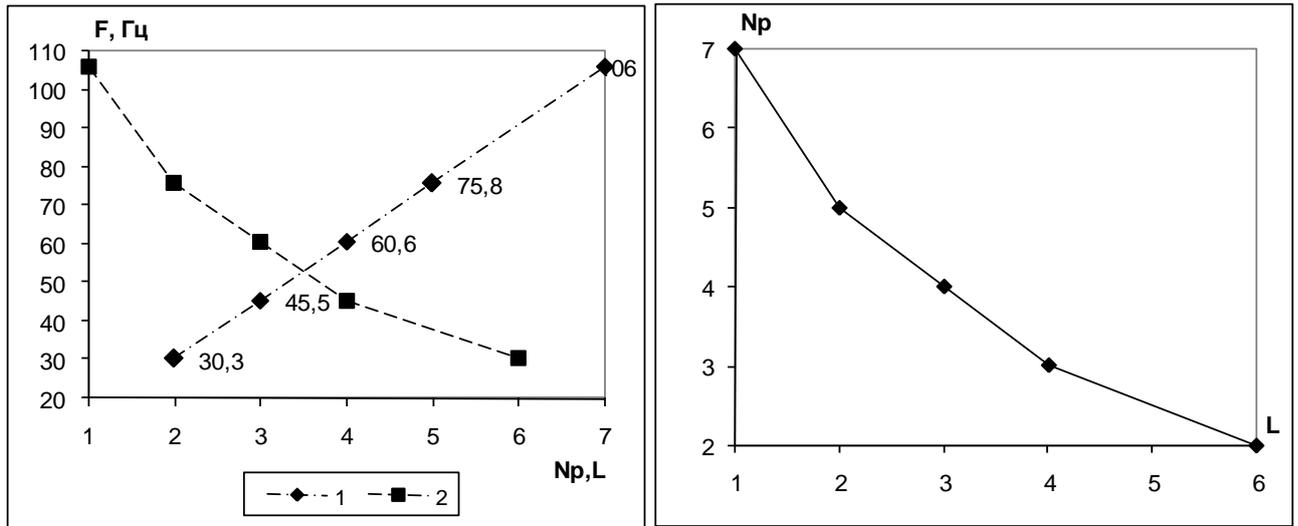


Рисунок 5.7 – Частота разрядов нейрона в зависимости от размера сомы: слева зависимость средней частоты 1 – от числа N_p импульсов в пачке; 2 – от числа участков сомы L; справа зависимость среднего числа импульсов в пачке от числа участков сомы

На рисунке 5.8 показано изменение мембранного потенциала при различной организации дендритного и синаптического аппаратов.

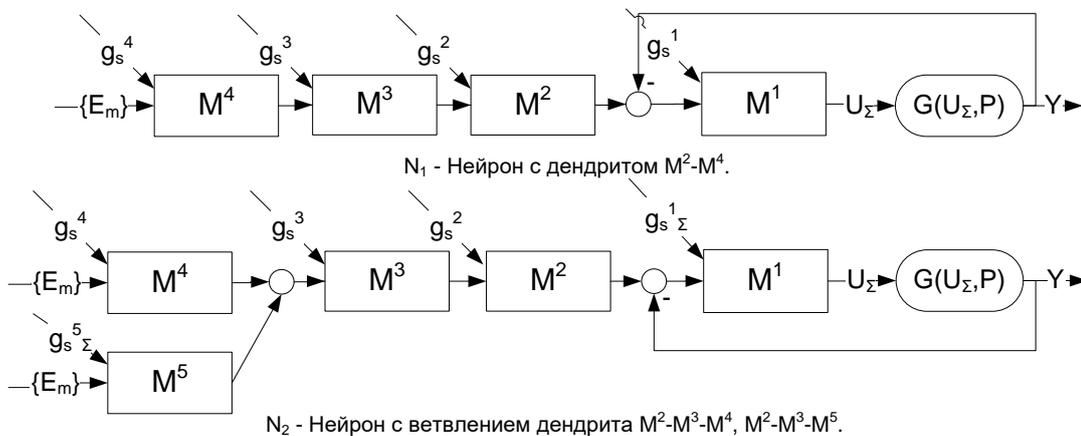


Рисунок 5.8 – Ветвление дендритов

На рисунке 5.9 (1) показано изменение мембранного потенциала нейрона N_1 на входе генераторной зоны при возбуждении по одному входу участка мембраны соответственно: a) – M^4 , b) – M^3 , c) – M^2 , d) – M^1 . Здесь наглядно демонстрируется временная задержка и затухание сигнала при распространении возбуждения по дендриту.

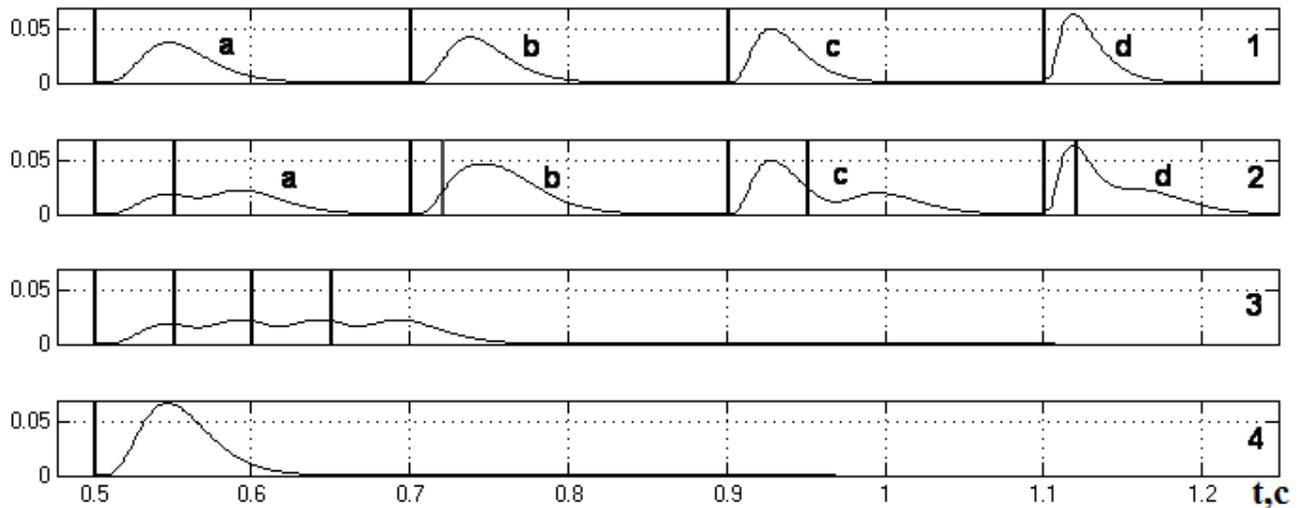


Рисунок 5.9 – Потенциалы участков мембраны в местах ветвления дендритов при возбуждении по разным входам.

Рисунок 5.9 (2) показывает пример пространственной и временной суммации влияний входных воздействий в местах ветвления дендритов нейрона N_2 . Здесь результирующее изменение мембранного потенциала получено при возбуждении в различные моменты времени одиночных синапсов на участках мембраны соответственно: a) – M^4, M^5 , b) – M^3, M^5 , c) – M^2, M^5 , d) – M^1, M^5 . Рисунок 5.9 (3 и 4) демонстрирует пример соответственно чистой временной и пространственной суммации сигнала на 4 синапсах (участок мембраны M^5). Здесь на (3) – M^5 последовательно возбуждается одиночными импульсами по 4 входам; на (4) – импульс одновременно активировать все 4 входа вызывая усиленный всплеск деполяризации.

На рисунке 5.10 приведена модель пейсмейкерного нейрона. Частота реакций такого нейрона в отсутствие внешнего возбуждения может быть изменена (помимо величины порога нейрона P и величин эффективности ионных

механизмов $\{E_m\}$ (см. таблицу 5.1) как модификацией размера сомы нейрона, так и глубины ОС перезаряда мембраны (пунктирная линия на рисунке 5.10).

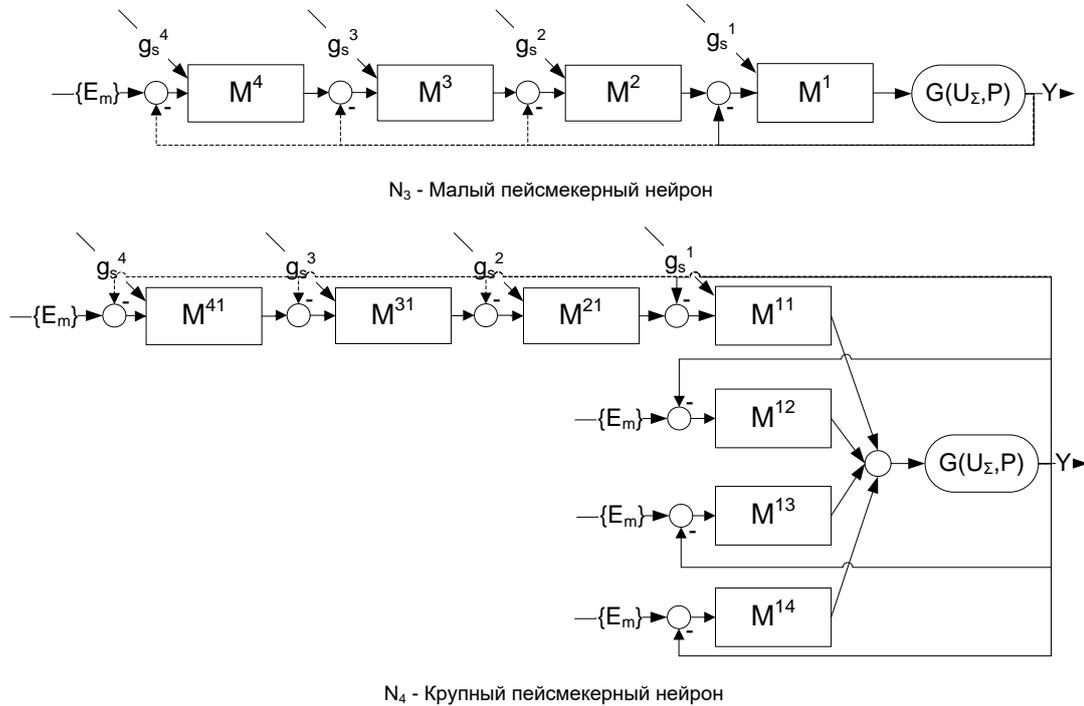


Рисунок 5.10 – Пейсмекерные нейроны

На рисунке 5.11 представлены зависимости частоты периодических разрядов пейсмекерных нейронов от числа параллельных включений участков мембраны в сому (1) и от глубины ОС (2).

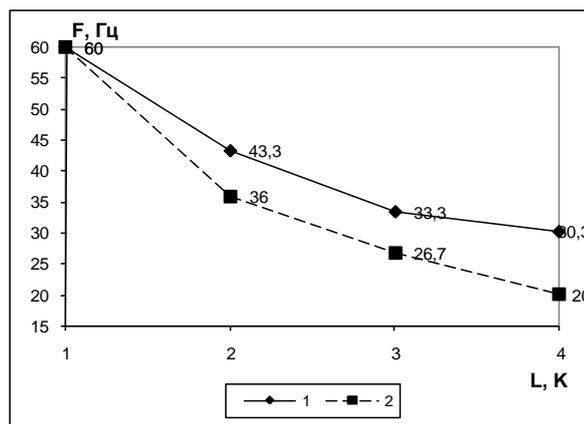


Рисунок 5.11 – Средняя частота реакций пейсмекерных нейронов: 1 – частота разрядов нейрона от числа L параллельных включений участков мембраны в сому; 2 – частота разрядов от глубины ОС K

5.2.3 Исследование структуры мембраны нейрона

На рисунке 5.12 показана простейшая структура мембраны нейрона с помощью которой получены изложенные ниже результаты.

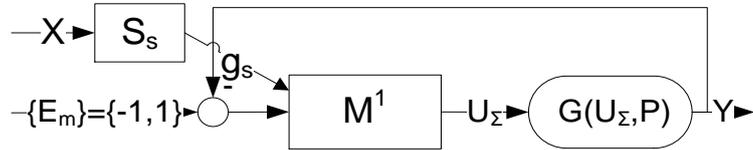


Рисунок 5.12 – Минимальная структура мембраны нейрона

Ранее не накладывалось дополнительных ограничений на формирование структуры мембраны нейрона, общий вид которой был представлен на рисунке 2.3. Эта модель обладает таким ограничением, как невозможность организации временной суммации на интервалах времени больше, чем интервал между разрядами нейрона. В связи с этим в качестве минимальной структуры мембраны нейрона была выбрана структура, показанная на рисунке 5.13.

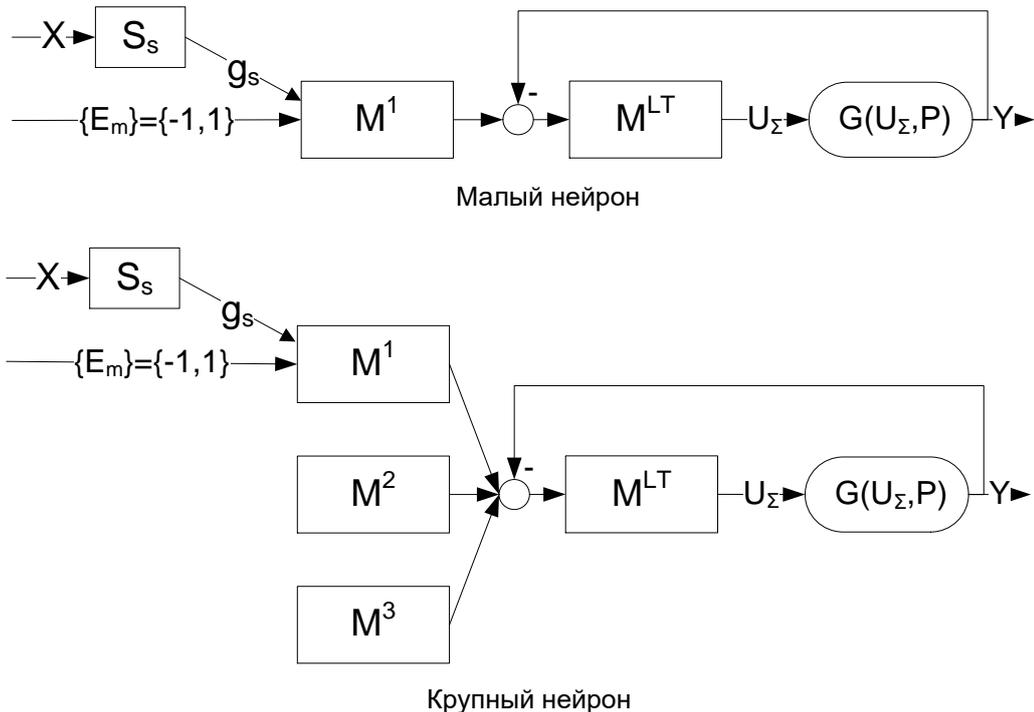


Рисунок 5.13 – Обновленная минимальная структура мембраны нейрона

Здесь всегда существует сома нейрона, состоящая хотя бы из одного управляющего элемента, и, хотя бы один участок дендрита. При этом синапсы,

осуществляющие связь между нейронами, обычно организуются на дендрите для сохранения накопленной информации между генерацией нейроном импульсов.

Для того, чтобы проявить эффект временной суммации необходимо также изменить параметры постоянных времени ионных механизмов мембраны в сторону их увеличения.

Это позволяет, в частности, достичь эффекта, демонстрируемого на рисунках 5.14 и 5.15:

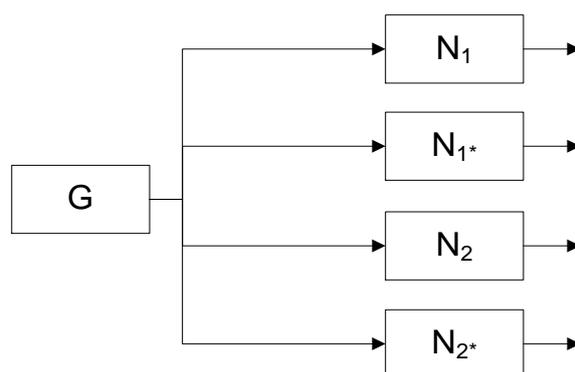


Рисунок 5.14 – Схема эксперимента демонстрации временной суммации сигналов нейронами

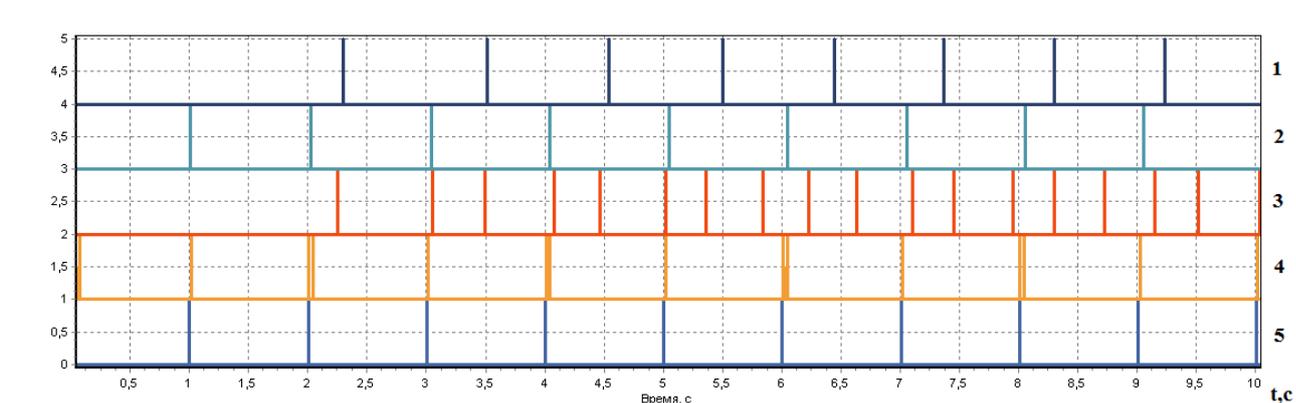
На рисунке 5.13 представлена схема эксперимента с нейронами, которые имеют обновленную структуру для исключения несущественных различий в эксперименте. Нейроны N_1 , N_{1*} соответствуют модели крупного нейрона, а N_2 , N_{2*} – малого.

Временные характеристики ионных механизмов сомы всех нейронов идентичны и равны: $R_m = 1 \cdot 10^7$ Ом, $C_m = 1 \cdot 10^{-7}$ Ф.

Временные характеристики ионных механизмов дендрита равны, соответственно для:

- N_1, N_2 : $R_m = 1 \cdot 10^7$ Ом, $C_m = 1 \cdot 10^{-9}$ Ф;
- N_{1*}, N_{2*} : $R_m = 1 \cdot 10^7$ Ом, $C_m = 1 \cdot 10^{-7}$ Ф.

На рисунке 5.15 представлены реакции этих моделей на входное воздействие постоянной частоты, формируемое генератором G.



Реакции моделей (сверху вниз): 1 – N_{1*} , 2 – N_1 , 3 – N_{2*} , 4 – N_2 , 5 – G.

Рисунок 5.15 – Реакции моделей малого и крупного нейронов при наличии и отсутствии выделенного участка мембраны сомы

Наиболее характерно временная суммация проявляется на обновленной модели малого нейрона N_{2*} . Можно видеть, что частота реакций такого нейрона при постоянном воздействии существенно возрастает со временем. Этот эффект может быть использован как дополнительная адаптивность системы управления. При ненулевой частоте реакций афферентного нейрона (т.е., например, наличие угла отклонения звена манипулятора от ожидаемого положения) мотонейрон с таким эффектом будет наращивать частоту реакций, и как следствие увеличивать величину управляющего сигнала, компенсирующего отклонение.

5.2.4 Исследование поведения нейрона с взаимным влиянием ионных механизмов нейрона

Было проведено исследование зависимости скорости нарастания частоты на выходе нейрона от параметра емкости нейрона. Для исследования использовалась схема, представленная на рисунке 5.16. Здесь и далее будут представлены схемы, сформированные в разработанном приложении.

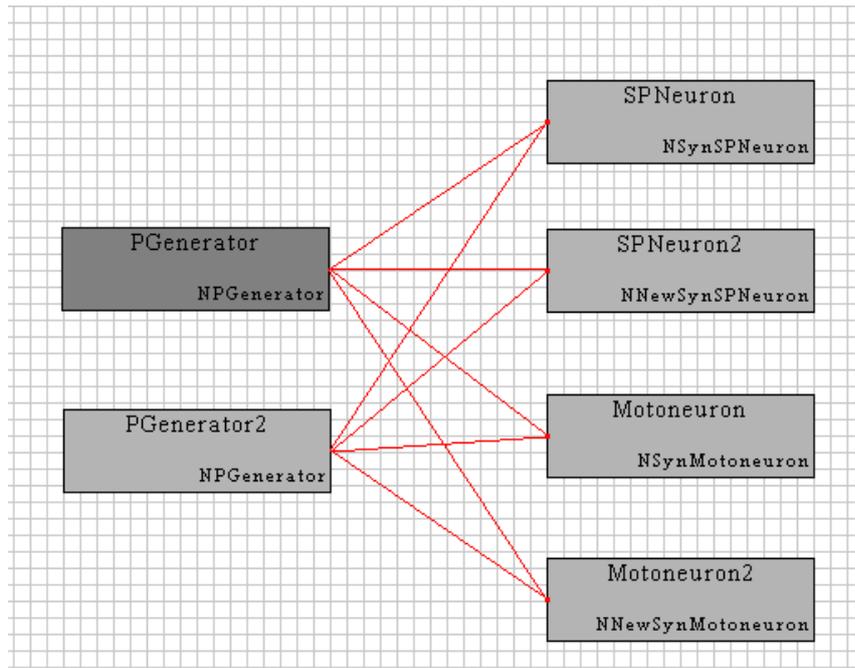


Рисунок 5.16 – Схема нейронной сети для исследования поведения нейрона с взаимным влиянием ионных механизмов

Здесь к четырем нейронам подключена пара генераторов импульсов, имитирующих возбуждающее (PGenerator) и тормозное (PGenerator2) воздействие заданной частоты. Нейроны представляют собой пару небольших нейронов с обычным набором параметров участков мембраны (SPNeuron) и параметрами, увеличивающими интервал временной суммации сигналов (SPNeuron2), а также пару крупных нейронов с аналогичными различиями в настройках (Motoneuron и Motoneuron2 соответственно). На рисунке 5.17 представлена схема модели небольшого нейрона, а на рисунке 5.18 – схема крупных нейронов.

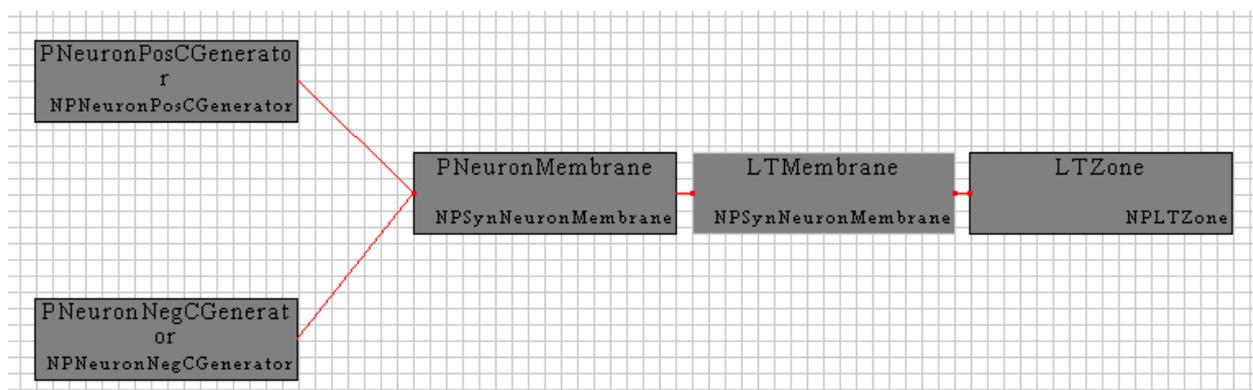


Рисунок 5.17 – Схема модели небольшого нейрона

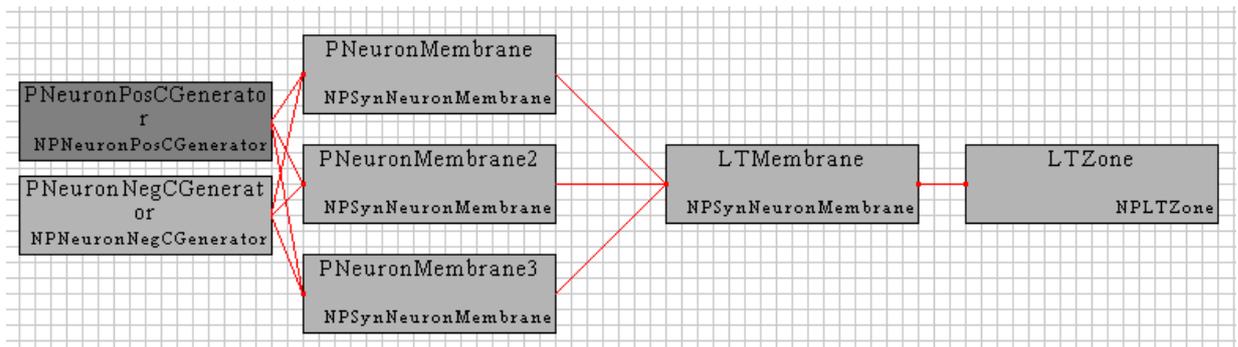


Рисунок 5.18 – Схема модели крупного нейрона

На рисунке 5.19 представлен пример поведения моделей нейронов в ответ на внешнее воздействие.

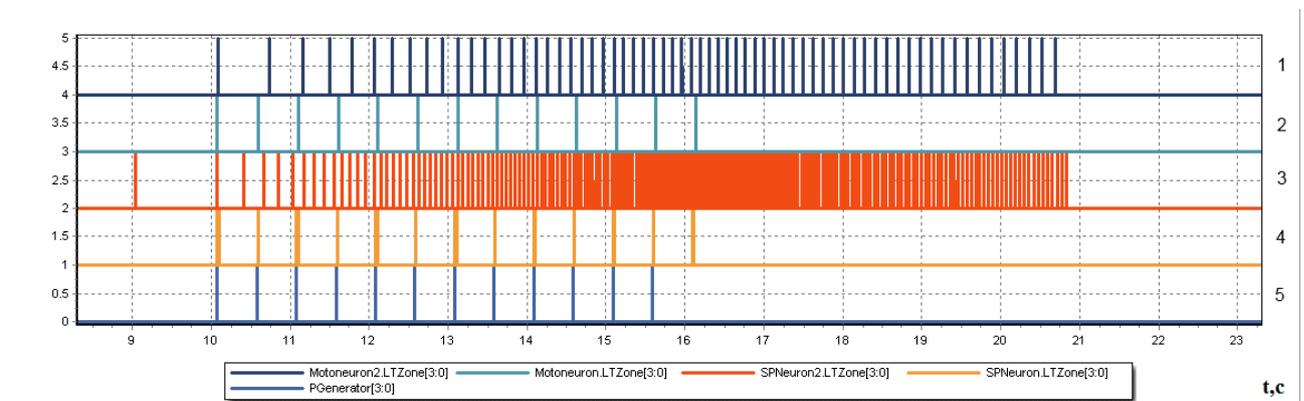


Рисунок 5.19 – Поведение небольшого и крупного нейронов при различных значениях емкости мембраны

Здесь сверху вниз представлены реакции следующих нейронов: Motoneuron2, Motoneuron, SPNeuron2, SPNeuron, возбуждающее входное воздействие.

Как можно видеть, при начале возбуждающего воздействия (10-ая секунда на графике) нейроны с малой емкостью мембраны начинают реагировать с некоторой постоянной частотой. Нейроны с большей емкостью мембраны реагируют нарастающей частотой реакций на постоянную частоту возбуждающего воздействия. При этом нейроны с малой емкостью мембраны прекращают генерацию через малый интервал времени после прекращения возбуждающего воздействия, нейроны с большой емкостью мембраны продолжают генерацию в течении длительного времени.

Для того чтобы при наличии тормозного воздействия нейрон мог немедленно прекратить генерацию сигналов, используется взаимное влияние ионных механизмов. Можно видеть, что в начале тормозного воздействия (21-ая секунда на графике), нейроны немедленно прекращают генерацию, т.к. при активации синапсов, подключенных к ионному механизму деполяризации, механизм гиперполяризации немедленно приходит в исходное состояние покоя.

Более подробно зависимость между емкостью мембраны и скоростью нарастания частоты нейрона демонстрирует эксперимент, результаты которого приведены на рисунке 5.20.

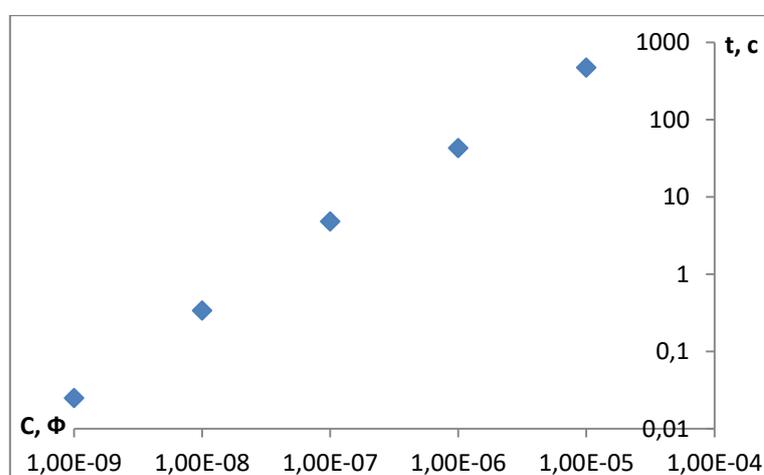


Рисунок 5.20 - Зависимость времени достижения фиксированной частоты генерации (27 Гц) от емкости (C) мембраны нейрона

5.2.5 Параметры модели нейрона

В таблице 5.2 приведены уточнённые в результате описанных выше исследований значения параметров моделей нейрона, которые будут использованы в дальнейших экспериментах.

Таблица 5.2 – Значения параметров модели нейрона

Синапс
Постоянная времени выделения медиатора $\tau_s=0.001$ с.
Постоянная времени распада медиатора $\tau_d=0.01$ с.
Амплитуда входного сигнала $E_y=1$.

<p>Коэффициент влияния эффекта пресинаптического торможения $\xi=0$.</p> <p>Эквивалентное сопротивление канала (“вес” синапса) $R_s=1\cdot 10^8$ Ом.</p>
<p>Ионный механизм мембраны дендрита</p>
<p>Эквивалентное сопротивление мембраны в состоянии покоя $R_m = 1\cdot 10^7$ Ом.</p> <p>Эквивалентное сопротивление в состоянии перезаряда $R_F = 1\cdot 10^8$ Ом.</p> <p>Эквивалентная емкость мембраны $C_m = 1\cdot 10^{-9}$ Ф.</p> <p>Начальные вклады $\{E_m\}=\{E_m^+, E_m^-\}$ в мембранный потенциал ионных механизмов в состоянии покоя: $\{E_m^+ = 1, E_m^- = -1\}$</p>
<p>Ионный механизм мембраны сомы</p>
<p>Эквивалентное сопротивление мембраны в состоянии покоя $R_m = 1\cdot 10^7$ Ом.</p> <p>Эквивалентное сопротивление в состоянии перезаряда $R_F = 1\cdot 10^8$ Ом.</p> <p>Эквивалентная емкость мембраны $C_m = 1\cdot 10^{-7}$ Ф.</p> <p>Начальные вклады $\{E_m\}=\{E_m^+, E_m^-\}$ в мембранный потенциал ионных механизмов в состоянии покоя: $\{E_m^+ = 1, E_m^- = -1\}$</p>
<p>Генератор потенциала действия</p>
<p>Порог нейрона $P = 1\cdot 10^{-5}$.</p> <p>Постоянная времени, определяющая инерцию генераторного механизма $T_G = 0.005$ с.</p> <p>Амплитуда выходного сигнала $E_y=1$.</p> <p>Коэффициент обратной связи F перезаряда мембраны для нейрона с одним участком мембраны сомы L: $F=2$.</p>

Эти значения использовались для всех экспериментов, описываемых ниже.

5.2.6 Сравнительный анализ моделей нейрона

Ниже приведено сравнение разработанной модели с моделями технических нейронов.

Таблица 5.3 – Сравнительная таблица характеристик моделей технических нейронов

Модель	A	B	C	D	E	F	G	H	I	Всего
Формальный нейрон	+	-	-	-	+	-	+	-	-	3
Нечеткий нейрон опис. Логическим ур-ем	+	-	-	-	+	-	+	-	+	4
Нечеткий нейрон с четким входом и выходом	+	-	-	-	+	-	+	-	+	4
Нечеткий нейрон с нечетким входом и выходом	+	-	-	-	+	-	+	-	+	4
Комплекснозначный нейрон	+	-	-	-	+	-	+	-	-	3
Активный нейрон Шамиса [91,92]	+	+	-	-	+	-	+	-	-	4
Формальная модель нейрона Жданова [93]	+	-	-	-	+	-	+	-	-	3
Стохастическая модель нейрона	+	-	-	-	+	-	+	-	+	4
Адаптивный линейный нейрон (Адлайн)	+	-	-	-	+	-	+	-	-	3
"Паде" нейрон	+	-	-	-	+	-	+	-	-	3
Сигма-Пи нейрон	+	-	-	-	+	-	+	-	-	3
Нейрон с квадратичным сумматором	+	-	-	-	+	-	+	-	-	3
Instar & Outstar Гроссберга	+	-	-	-	+	-	+	-	-	3
Модель энергетического искусственного нейрона	+	-	-	-	+	-	+	-	-	3
Разработанная новая модель	+	+	+	+	+	+	-	+	-	7

В таблице 5.3 буквами латинского алфавита отмечены следующие свойства моделей нейронов:

A – пространственное суммирование сигналов;

B – временное суммирование сигналов;

C – возможность описания групп входов с различной динамикой;

D – возможность осуществлять временное суммирование по отдельным входам;

E – нелинейное преобразование сигналов;

F – возможность описания структуры дендритов и синапсов (входов);

G – описание континуальных (непрерывных) сигналов в сети;

H – описание импульсных сигналов в сети;

I – учет стохастических процессов.

Можно видеть, что разработанная модель превосходит все остальные по числу воспроизводимых свойств.

5.3 Исследование нейронной сети регулятора

5.3.1 Постановка задачи исследования

Исследование функционирования нейронной сети регулятора проводилось на следующих объектах управления:

- Модель звена манипулятора с двигателем постоянного тока в шарнире.

Задача управления – удержание звена в заданном положении.

- Модель обратного маятника на подвижном основании. Задача управления – поддержание устойчивости маятника.

Целевыми показателями являлись амплитуда колебаний звена манипулятора или маятника и, в случае звена манипулятора, время переходного процесса – т.е. время перемещения звена из одного заданного положения в другое. Целью являлась минимизация этих величин.

В задачи исследования входило изучение особенности работы регулятора в зависимости от следующих параметров:

- число управляющих элементов;
- наличие/отсутствие перекрестных связей между управляющими элементами;
- способы разбиения сенсорного диапазона;
- число контуров управления;
- наличия временной суммации в нейроне на длительных интервалах времени.

Во всех экспериментах использовались диапазоны изменения сенсорных и эффекторных сигналов показанные в таблице 5.4.

Таблица 5.4 – Диапазоны изменения сенсорных и эффекторных сигналов системы управления

Угол
$L = -\frac{\pi}{2}; R = \frac{\pi}{2}$, рад
Угловая скорость
$L = -2\pi; R = 2\pi$, рад/с
Момент
$L = -10; R = 10$, Н*м

Управляющее воздействие

$\alpha_{\min} = -100; \alpha_{\max} = 100$

В качестве модели управляющего элемента во всех экспериментах, исключая эксперимент по влиянию перекрестных связей, была выбрана структура сети, представленная на рисунке 3.7.

5.3.1 Зависимость параметров управления от числа управляющих элементов

Ниже представлены результаты исследования зависимости качества управления регулятора от структуры нейронной сети в задаче удержания звена манипулятора. На рисунке 5.21 демонстрируется изменение амплитуды колебаний и времени переходного процесса от числа управляющих элементов, при управлении только по углу.

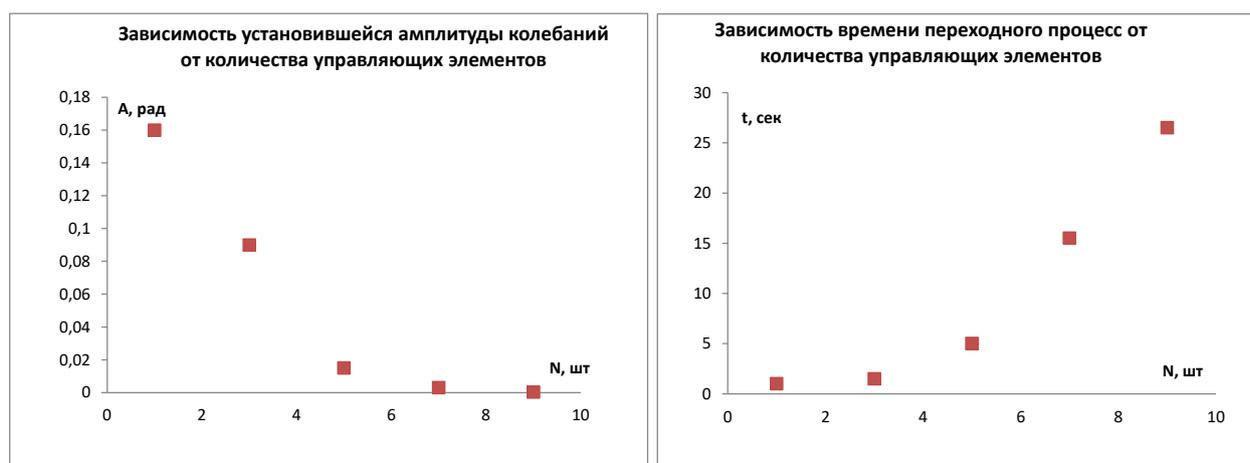


Рисунок 5.21 - Зависимость установившейся амплитуды колебаний и времени переходного процесса для звена манипулятора от числа управляющих элементов

С ростом числа управляющих элементов существенно снижается амплитуда колебаний звена в положении равновесия, но растет время переходного процесса при смене положения звена.

Следующий эксперимент проведен над системой управления маятником на подвижном основании.

Как было показано выше, качество управления зависит, прежде всего, от числа управляющих воздействий. При этом при малом числе управляющих воздействий резкий сдвиг тележки, на которой расположен маятник, может привести к потере устойчивости. Зависимости, представленные на рисунках 5.22 – 5.24 получены при управлении по углу и угловой скорости маятника.

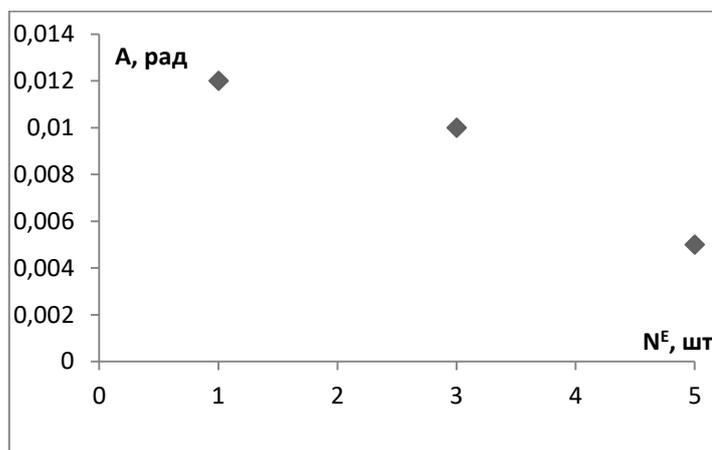


Рисунок 5.22 – Зависимость амплитуды колебаний маятника относительно положения равновесия от числа управляющих воздействий

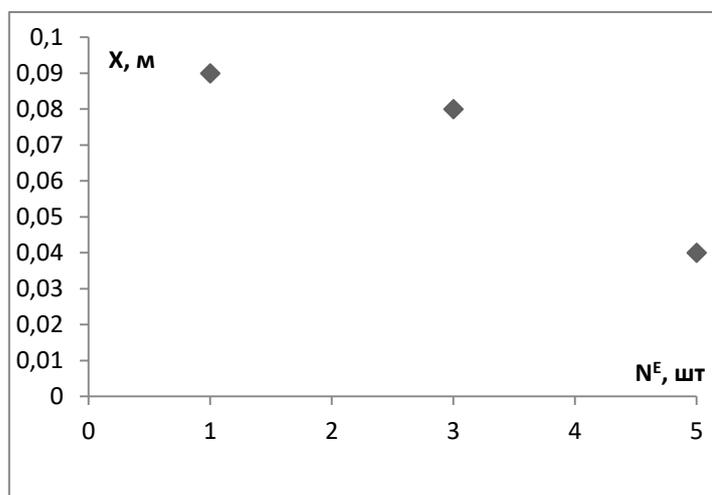


Рисунок 5.23 – Зависимость амплитуды колебаний подвижного основания от числа управляющих элементов

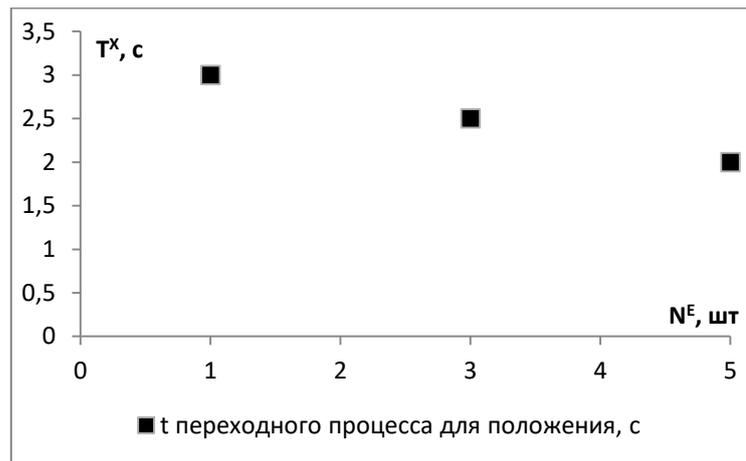


Рисунок 5.24 – Зависимость времени переходного процесса от числа управляющих элементов для маятника и для подвижного основания

Можно предположить, что уменьшение времени переходного процесса связано с особенностями управления в этой задаче – чтобы сохранить устойчивость маятника необходимо управление одновременно по углу и угловой скорости.

Одинаковое время переходных процессов маятника при одном и трех управляющих элементах, можно объяснить тем, что усилие, прилагаемое к подвижному основанию, в первом случае выбрано меньше из-за потери устойчивости при больших отклонениях.

Можно сделать следующие выводы:

Структурная адаптация регулятора позволяет эффективно повысить точность управления. Однако необходимо также исследовать пути снижения времени переходного процесса без потери точности управления.

5.3.2 Исследование зависимости качества управления от наличия перекрестных связей

Для исследования влияния перекрестных связей между управляющими элементами была использована структура управляющего элемента, представленная на рисунке 3.5.

Было проведено численное исследование представленной системы. Исследования проводились на математической модели двигателя постоянного

тока. При тестировании к ротору двигателя прикладывался момент постоянной величины, и наблюдались выходы по углу, скорости и развиваемому моменту двигателя. Были рассмотрены случаи, когда в состав СУ входило от 1 до 9 управляющих элементов. В первом эксперименте, к валу двигателя прикладывалось усилие постоянной величины, и были рассмотрены 4 способа организации СУ:

1. Рабочий диапазон сенсоров разбивался на непересекающиеся участки, перекрестные связи отсутствовали;
2. Рабочий диапазон сенсоров разбивался на пересекающиеся участки, перекрестные связи отсутствовали;
3. Рабочий диапазон сенсоров разбивался на непересекающиеся участки, включены перекрестные связи;
4. Рабочий диапазон сенсоров разбивался на пересекающиеся участки, включены перекрестные связи.

На рисунке 5.25 показана амплитуда колебаний звена при различном числе управляющих элементов и различных ситуациях (номера графиков) из списка выше.

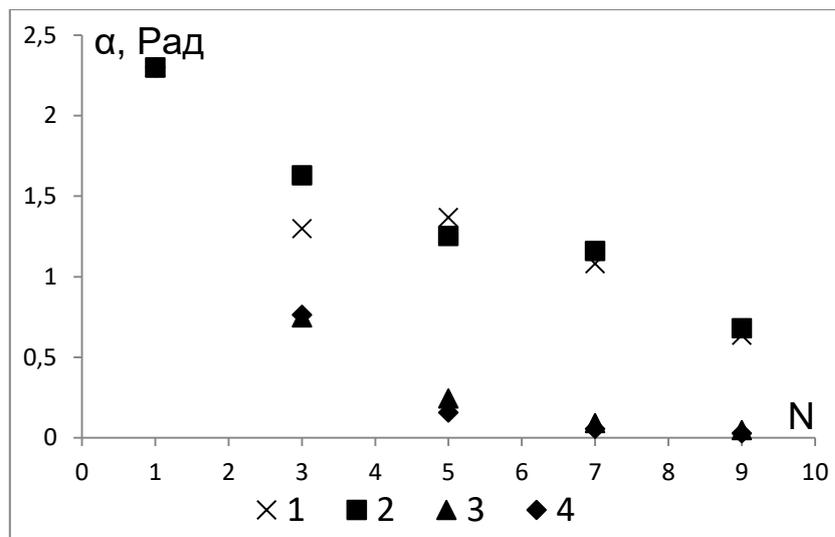


Рисунок 5.25 – Зависимость амплитуды колебаний звена около положения равновесия под действием внешних сил

С увеличением числа таких элементов наблюдается уменьшение величины диапазона периодических колебаний звена около положения равновесия. Можно видеть также, что наличие перекрестных связей между управляющими элементами играет существенную роль в минимизации колебаний ОУ вокруг положения равновесия.

5.3.3 Исследование зависимости качества управления от числа контуров управления

На рисунках 5.26 – 5.28 представлены результаты моделирования для различных способов управления в задаче поддержания устойчивости маятника на подвижном основании:

- по углу и угловой скорости (1 - на графиках);
- по углу, угловой скорости и положению подвижного основания (2 – на графиках);
- по углу, угловой скорости, угловому ускорению и положению подвижного основания (3 – на графиках).

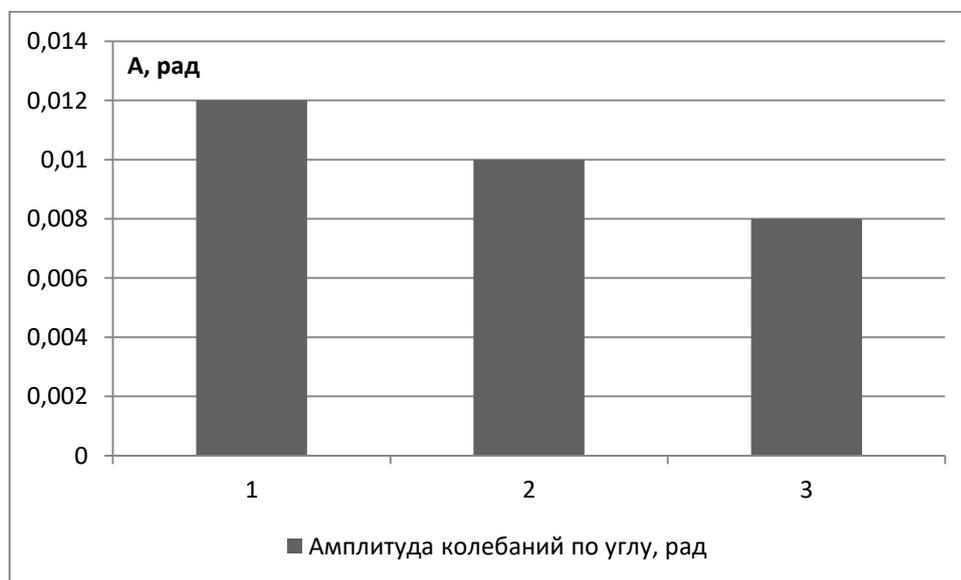


Рисунок 5.26 – Зависимость амплитуды колебаний угла маятника от способа управления

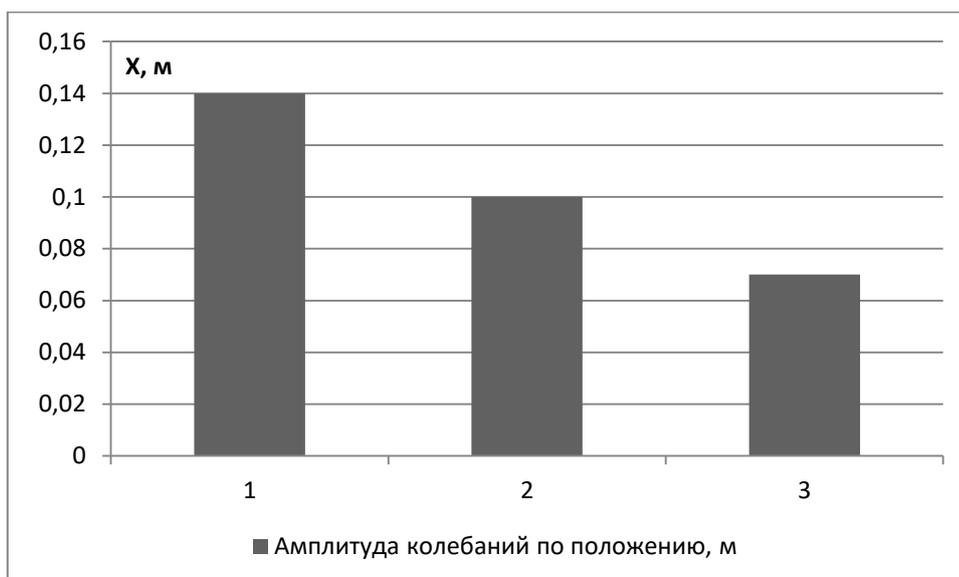


Рисунок 5.27 – Зависимость амплитуды колебаний подвижного основания от способа управления

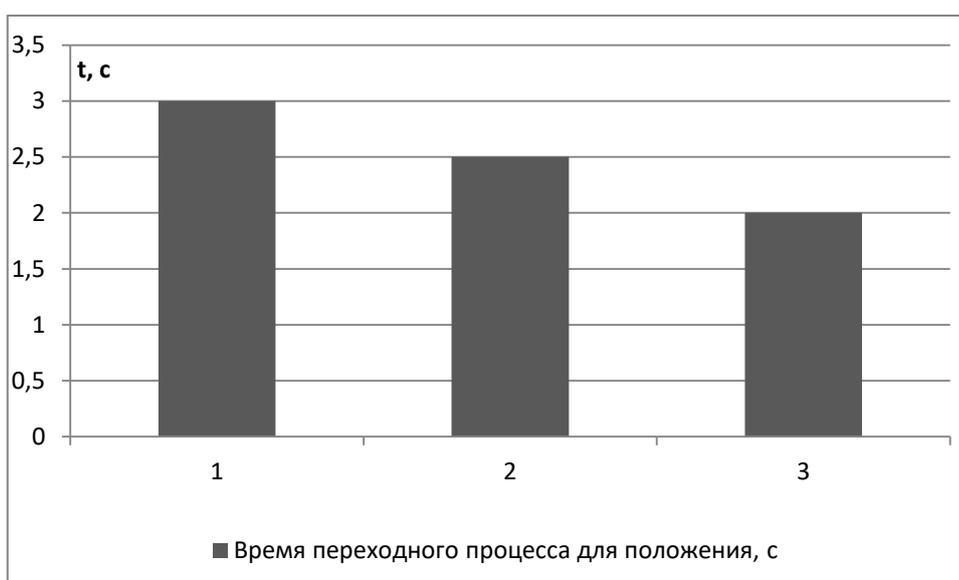


Рисунок 5.28 – Зависимость времени переходного процесса от способа управления

Приведенные зависимости показывают, что усложнение управления уменьшает амплитуду колебаний угла маятника и положения подвижного основания.

5.3.4 Исследование зависимости качества управления от способа разбиения сенсорных и эффекторных диапазонов

На рисунке 5.29 приведена зависимость качества управления от способа разбиения сенсорных диапазонов в задаче управления звеном манипулятора.

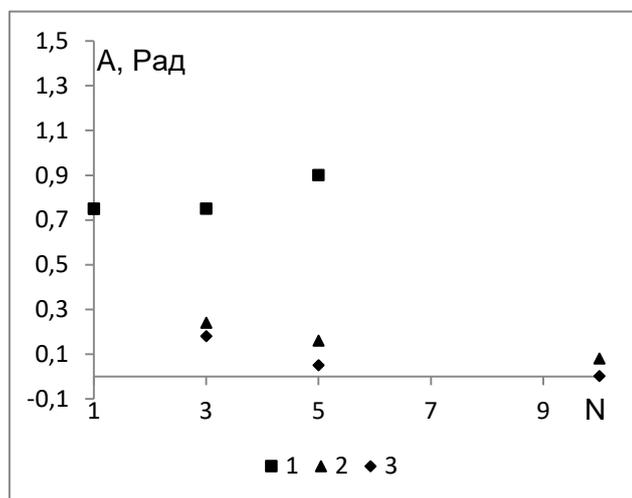


Рисунок 5.29 – Зависимость качества управления от числа управляющих элементов при различных способах разбиения сенсорного и эффекторного диапазонов: 1 – равномерное разбиение сенсорных диапазонов, равные усилия на каждом управляющем элементе; 2 – равномерное разбиение сенсорных диапазонов, линейный рост усилий по числу управляющих элементов; 3 – разбиение с удвоением интервалов как в сенсорных диапазонах, так и в росте усилий по числу управляющих элементов

Здесь можно видеть, что при разбиении эффекторного диапазона на интервалы, с линейным нарастанием предельного усилия на каждом интервале и при удвоении усилий на каждом последующем интервале амплитуда колебаний вокруг положения равновесия существенно уменьшается. При этом режим с удвоением усилий очевидно приводит к лучшим результатам по амплитуде колебаний.

Также проведено исследование разбиения управляющего сигнала на диапазоны в задаче управления маятником на подвижном основании. Рассмотрев три случая разбиения сигнала для схемы управления с пятью афферентными нейронами, можно сделать вывод, что разбиение на диапазоны различной длины

приводит к лучшим показателям качества вблизи положения равновесия (рисунки 5.30).

Разбиение на диапазоны одинаковой длины приводит к неустойчивости вследствие недостаточной точности управления.

Произвольное разбиение (случай 1 на рисунке: коэффициенты для интервала $[-300, 300]$ выбраны приближено к равномерному разбиению: -50, -100, -150, -200, -300, 50, 100, 150, 200, 300) приводит к более высоким амплитудам колебаний вблизи нулевого положения, чем для удваивающегося диапазона (случай 2 на рисунке): коэффициенты считаются с помощью формулы (3.9): -18.75, -37.5, -75, -150, -300, 18.75, 37.5, 75, 150, 300).

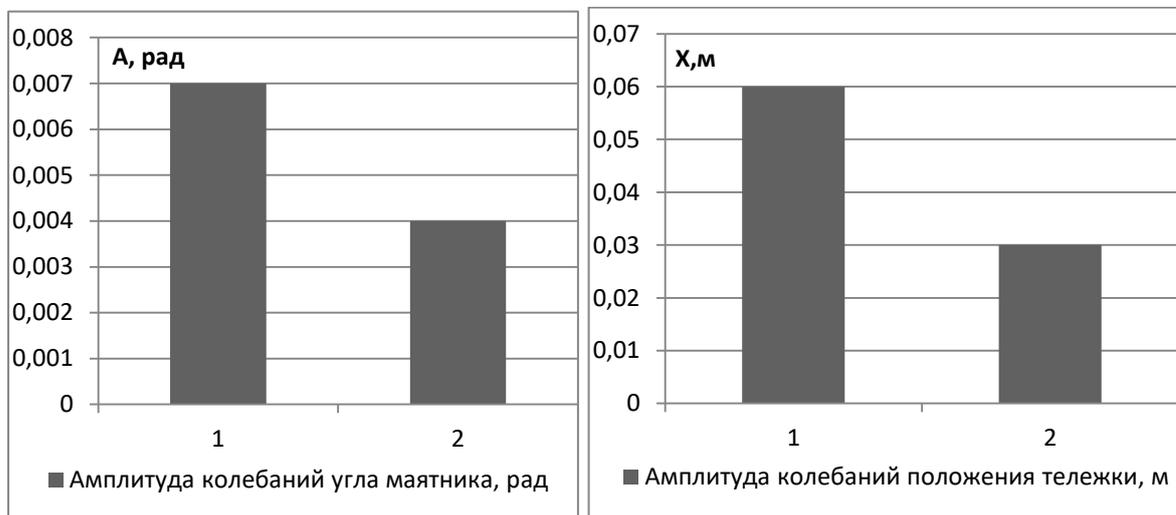


Рисунок 5.30 – Зависимость амплитуды колебаний угла маятника и подвижного основания от способа разбиения управляющего сигнала

Из продемонстрированного выше можно сделать вывод, что для одновременного уменьшения амплитуды колебаний и времени переходного процесса необходимо увеличивать число управляющих воздействий, желательно с неравномерным разбиением и сенсорного и эффекторного диапазонов, и одновременно увеличивать предельно допустимую величину управления, которая неравномерно распределяется по управляющим каналам.

5.3.5 Исследование качества управления при наличии взаимного влияния ионных механизмов

Также было исследовано взаимное влияние между ионными механизмами нейронов при большой емкости мембраны на амплитуду устоявшихся колебаний звена манипулятора.

Наличие взаимного влияния между ионными механизмами должно уменьшать амплитуду колебаний и время переходного процесса при одинаковой емкости мембраны. Такой результат демонстрирует эксперимент, результаты которого показаны на рисунках 5.31, 5.32.

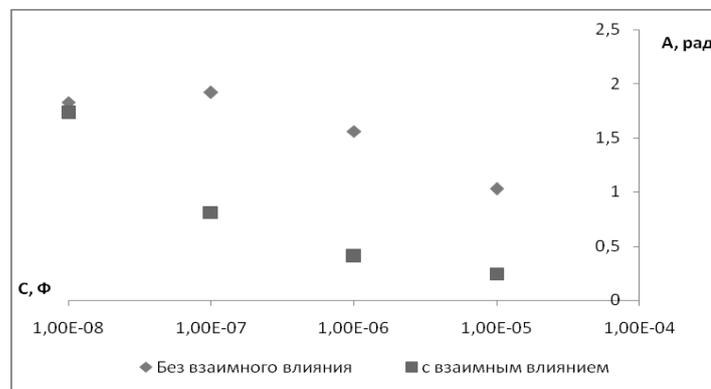


Рисунок 5.31 - Зависимость амплитуды колебаний от емкости мембраны с взаимным влиянием ионных механизмов и без него (С - емкость мембраны, А - амплитуда)

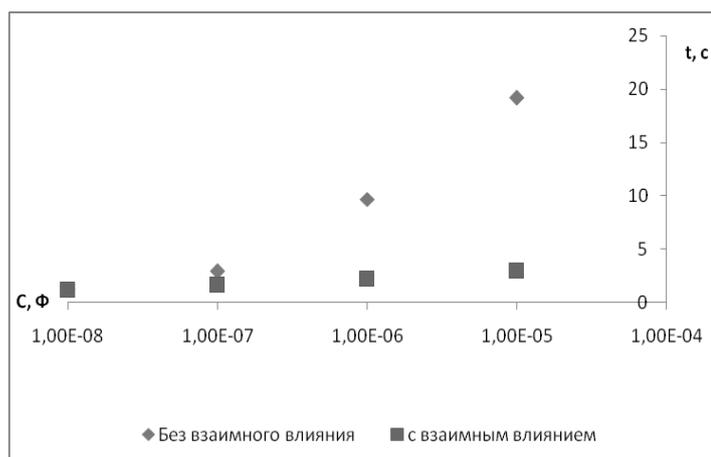


Рисунок 5.32 - Зависимость времени переходного процесса от емкости мембраны с взаимным влиянием ионных механизмов и без него (С - емкость мембраны)

Здесь можно видеть закономерное существенное нарастание времени переходного процесса при росте инерции мембраны нейрона. Также можно видеть, что частично этот эффект компенсируется вводом в модель нейрона взаимного влияния ионных механизмов.

5.3.6 Зависимость качества управления от величины коэффициента управляющего воздействия

Результирующее управляющее воздействие на объект формируется из активности нейронов регулятора, интегральное значение которых умножается на коэффициент (Pac). На рисунке 5.33 показана зависимость амплитуды колебаний звена манипулятора и времени переходного процесса от величины коэффициента при разном числе управляющих элементов.

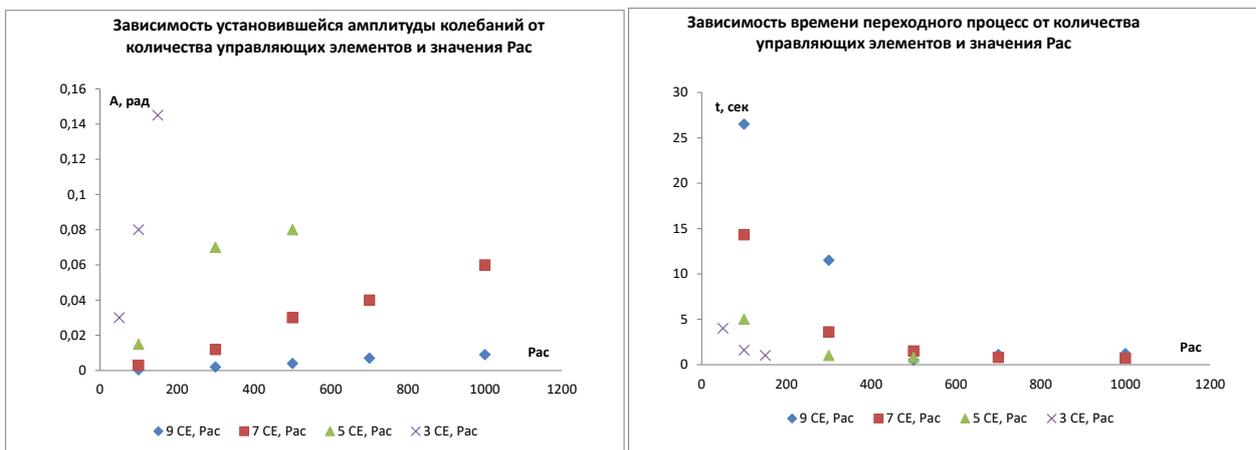


Рисунок 5.33 – Демонстрация возможности одновременной оптимизации амплитуды колебаний и времени переходного процесса изменением числа управляющих элементов с одновременной подстройкой коэффициента усиления управляющего воздействия

Результаты получены с учетом применения временной суммации сигналов. Можно видеть, что настройкой параметра вместе с изменением числа управляющих элементов можно добиться одновременного уменьшения амплитуды колебаний и времени переходного процесса, поскольку с ростом величины Pac время переходного процесса уменьшается быстрее чем растет амплитуда колебаний звена манипулятора.

5.3.7 Анализ результатов экспериментов

Были проведены исследования зависимости качества управления от структуры нейронной сети регулятора, от вариации модели нейрона и коэффициента управляющего воздействия. По результатам исследования можно сделать следующие выводы:

- Для уменьшения амплитуды колебаний около положения равновесия следует: увеличивать число управляющих элементов; выбирать неравномерное разбиение сенсорных и эффекторных диапазонов; использовать перекрестные связи между управляющими элементами.
- Большая часть описанных выше действий приводит к существенному росту времени переходного процесса при выполнении движений.
- Для одновременного управления величиной времени переходного процесса следует: использовать модифицированную модель нейрона со взаимным влиянием ионных механизмов и временным накоплением одновременно с увеличением коэффициента управляющего воздействия.

5.4 Эксперименты на нейронной сети запоминания положений

5.4.1 Постановка задачи исследования

Следующим объектом исследования стала схема позиционирования, показанная на рисунке 5.34 и описанная ранее по рисунку 3.9.

В рамках данной работы было проведено исследование обучаемости, описанной на рисунке 3.9 схемы. На рисунке 5.34 изображен общий вид системы управления.

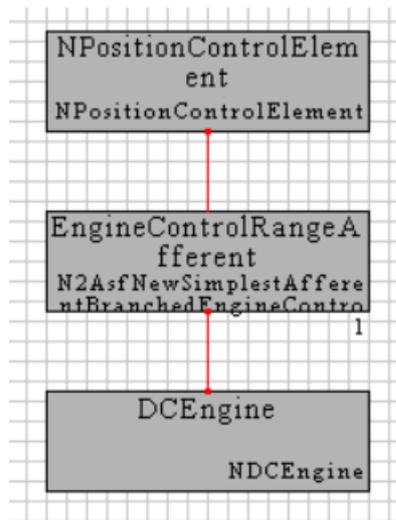


Рисунок 5.34 – Общий вид системы управления с нейросетевой схемой позиционирования

5.4.2 Исследование возможности запоминания положений звена манипулятора

В необученном состоянии (рисунок 5.35) подключены лишь генераторы (NPGeneratorL11 и NPGeneratorR11), которые используются для обучения сети.

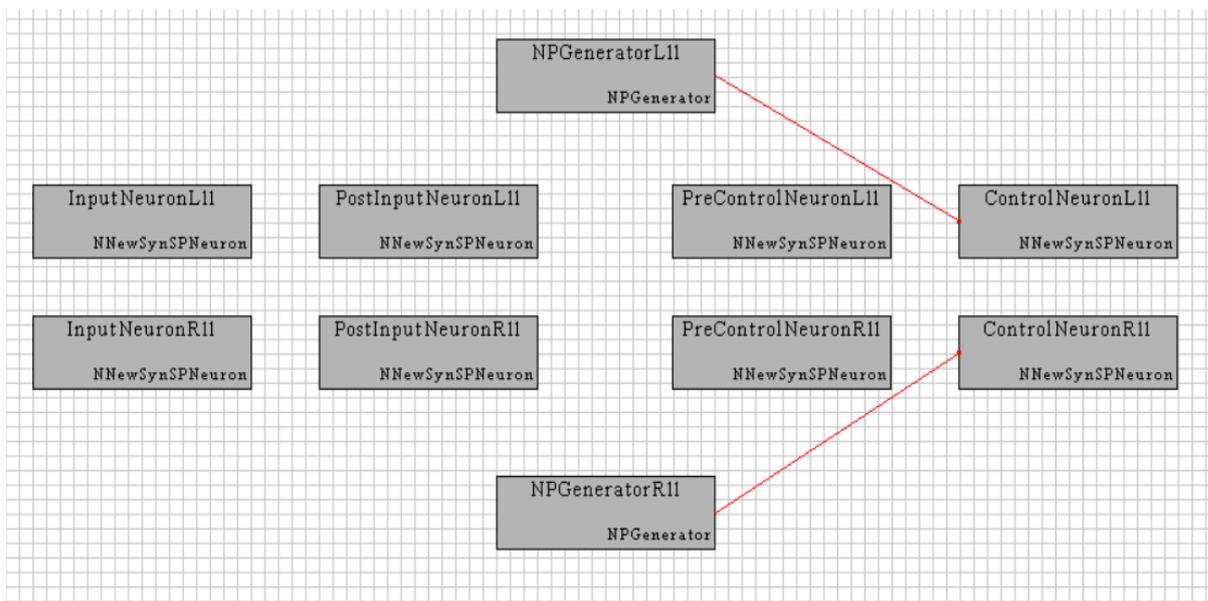


Рисунок 5.35 – Необученная нейросетевая схема позиционирования

Обучение реализуется вручную – необходимо сместить звено манипулятора в нужное положение путём задания активности генераторов (NPGeneratorL11 и NPGeneratorR11), затем, после окончания переходного

процесса, следует нажать кнопку «Remember state», реализованную в интерфейсе. Таким образом, произойдёт процесс обучения.

На рисунке 5.36 приведена схема после первой итерации обучения, когда звено манипулятора повернулось влево (против часовой стрелки), относительно начального положения, на некоторый угол.

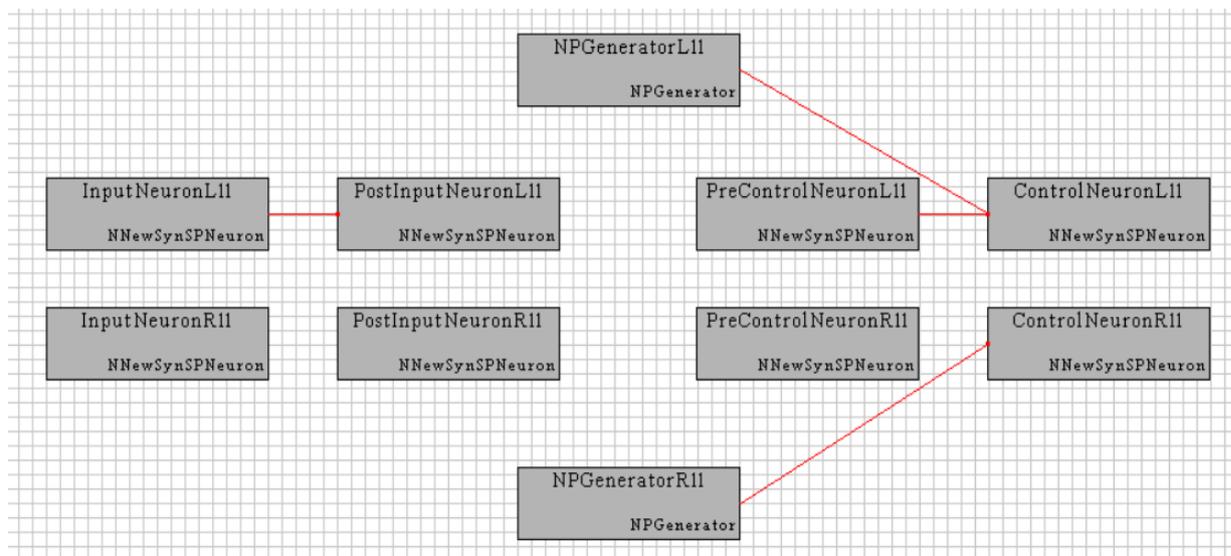


Рисунок 5.36 – Нейросетевая схема позиционирования после первой итерации обучения

Как видно из рисунка 5.36, было произведено обучение в соответствии с алгоритмом (рисунок 3.13). Далее при задании управляющего воздействия с высших уровней система перейдет в «выученное» положение.

Чтобы более полно раскрыть алгоритм обучения, следует привести ещё одну итерацию обучения. На рисунке 5.37 приведена схема после второй итерации обучения. Обучение производилось после поворота звена вправо (по часовой стрелке) относительно начального положения.

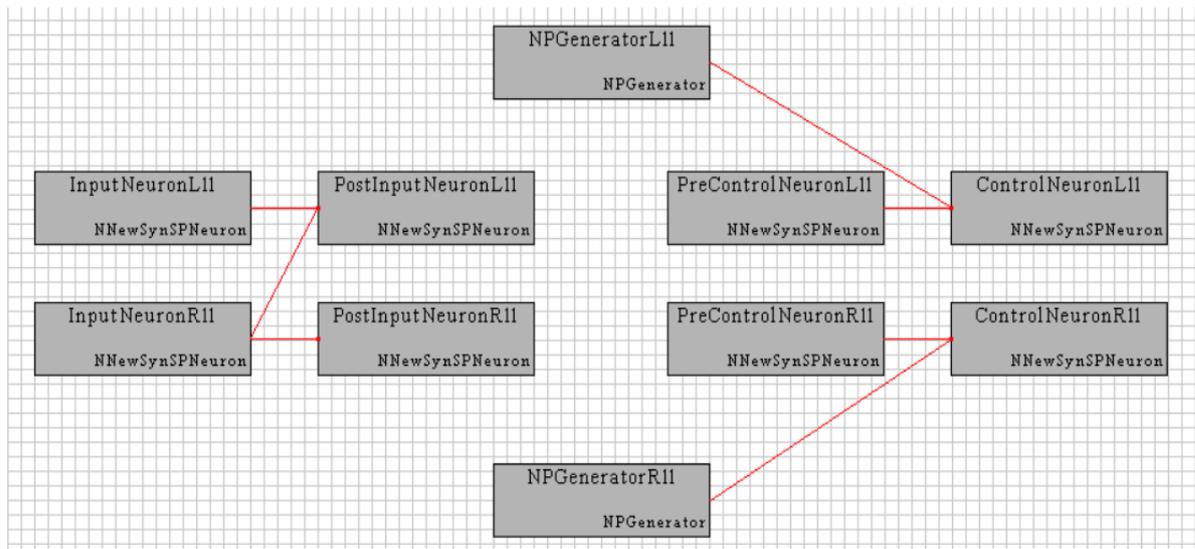


Рисунок 5.37 – Нейросетевая схема позиционирования после второй итерации обучения

Как видно, схема «запомнила» новое положение. Следует отметить, что все связи, кроме связи между InputNeuronR11 и PostInputNeuronL11, являются возбуждающими. Связь между InputNeuronR11 и PostInputNeuronL11 является тормозящей, как и предусмотрено алгоритмом. Теперь, в зависимости от сигнала, пришедшего с верхних уровней управления, схема примет либо первое, либо второе запомненное положение.

На рисунке приведены примеры вариантов запоминания положений в двухзвенной системе.

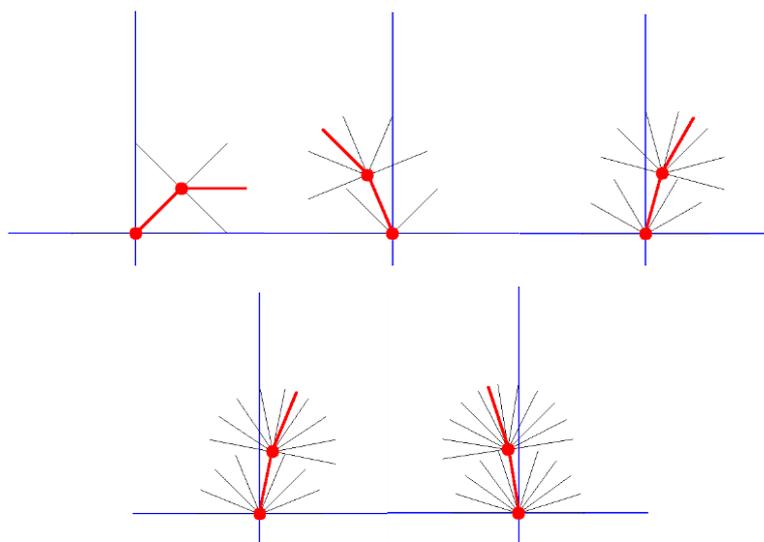


Рисунок 5.38 – Примеры запоминания положений для двухзвенной системы при числе управляющих элементов от 1 до 5

Таким образом, показаны возможности уровня запоминания положений (PCN) фиксировать статические конфигурации сложного объекта управления. Имея набор таких конфигураций можно перейти к экспериментам по движению по траектории, где под таким движением понимается последовательный переход от одного положения к другому.

5.5 Эксперименты на нейронной сети управления движением

5.5.1 Постановка задачи исследования

На рисунке 5.39 показана тестовая схема из трех элементов траектории, разработанная в среде Matlab. В качестве высшего уровня управления используется задающий генератор. Низшие уровни имитируются линиями задержки (PCN Simulator на схеме), которые выдают подтверждение о достижении положения через фиксированный интервал времени после появления входного сигнала на соответствующем входе симулятора.

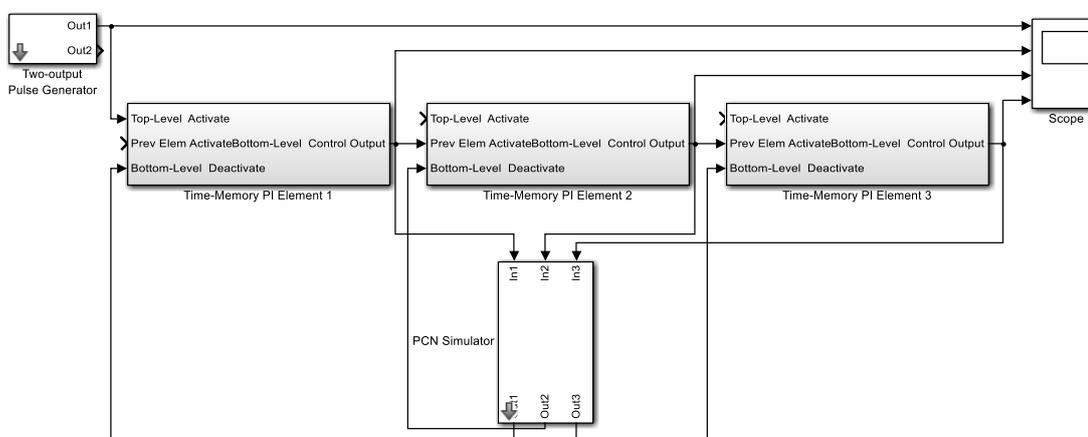


Рисунок 5.39 – Реализация уровня TCN в Matlab

5.5.2 Исследование возможности итеративного запуска кольцевых структур, описывающих элементы траектории

На рисунке 5.40 показан результат работы схемы. Можно видеть, что однократная активация первого элемента траектории приводит к последовательному запуску остальных элементов траектории после получения

подтверждения с низшего уровня о том, что переход в положение, заданное предыдущем элементом траектории, выполнен.

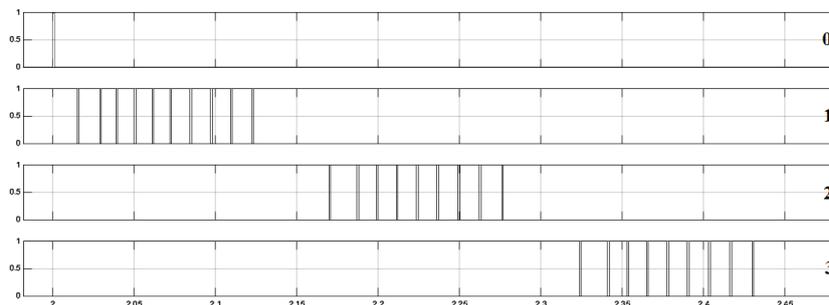


Рисунок 5.40 – Пример функционирования последовательной активации кольцевых структур, отвечающих за обработку трех элементов траектории

- 0 – возбуждающий импульс с верхнего уровня;
- 1 – активность первого элемента траектории;
- 2 – активность второго элемента траектории;
- 3 – активность третьего элемента траектории.

По оси абсцисс время в секундах

5.6 Обсуждение и оценка результатов работы

5.6.1 Модель нейрона

В сравнении с моделью формального нейрона, в разработанной новой модели добавлены следующие свойства, расширяющие функциональные возможности искусственных нейронов:

- модели электрической и химической синаптической передачи;
- имитация дендрито-дендритные взаимодействия;
- особенности формирования выходных импульсов;
- воспроизведение последовательности импульсов в выходной активности нейрона;
- эффекты пресинаптического торможения;
- особенности выходной активности нейронов в зависимости от его размера;

– особенности выходной активности в зависимости от структуры дендритного и синаптического аппаратов.

Разработанная модель позволила описать базовые биологические нейронные структуры и подтвердить адекватность описания в численных экспериментах на примерах анализа динамики функционирования кольцевых структур с положительной и отрицательной обратными связями.

В качестве элемента нейроморфных систем управления поведением роботов разработанная модель нейрона отличается от существующих технических нейронов реализацией следующих дополнительных свойств:

- временное суммирование вектора входных сигналов;
- временное суммирование входных сигналов с разной динамикой (на отдельных участках мембраны);
- многоэтапное временное суммирование с подмешиванием информации от других входов (описание структуры дендритов).

Разработанная модель нейрона также может быть применена в работах по исследованию биологических нейронных структур управления движением; моделирование и исследование нервной системы простых организмов; созданию нейроинтерфейсов и др.

В качестве путей дальнейших исследований в этом направлении можно предложить:

- Реализация структурной настройки временных характеристик обобщения информации, для того, чтобы обеспечить возможность адаптироваться к динамическим характеристикам входных данных.
- Добавление в модель нейрона случайного шума.
- Исследование перспектив создания аппаратных решений на базе предложенной модели.

5.6.2 Архитектура нейроморфной системы управления

На основе разработанной модели нейрона предложена архитектура нейроморфной системы на примере задачи управления поведением робота.

Разработаны элементы такой структуры (модель регулятора, нейронные сети запоминания состояний и динамической активности исполнительной системы), работа которых базируется на структурной адаптации, в отличие от существующих архитектур нейронных сетей. Показаны следующие преимущества структурной адаптации:

- устойчивость регулятора к отказу части сенсорных каналов (датчиков);
- возможность адаптации к желаемым параметрам регуляции в процессе функционирования регулятора;
- базовая структура и параметры регулятора не зависят от вида объекта управления;
- возможность формирования во время функционирования новых слоев в уровнях нейронной сети в глубину (обобщение) и ширину (новые контексты), в отличие от классических архитектур искусственных нейронных сетей, которые позволяют только обобщение.

Проведены экспериментальные исследования, подтверждающие возможность применения нейроморфных систем со структурной адаптацией для решения технических задач, что доказывает применимость предложенного подхода.

В качестве направлений дальнейших исследований можно предложить:

- разработку алгоритмов обучения предложенных элементов нейроморфной системы управления поведением, основывающихся на изменении структуры связей, а также гибридного обучения, сочетающего в себе и структурную и параметрическую настройку системы.
- применение предложенных моделей для управления искусственными мышцами;
- разработку и исследование модуля сенсорной памяти, модуля имитации рефлексов;

- разработку на основе предложенных моделей систем управления локомоторными движениями в задачах ходьбы и поддержания устойчивости.

5.6.3 Специализированное программное обеспечения анализа, управления и обработки информации

Разработанное специализированное программное обеспечения анализа, управления и обработки информации позволило существенно увеличить скорость разработки программных комплексов, снизить количество ошибок.

В отличие от существующего программного обеспечения, разработанное ПО позволяет менять структуру алгоритма в процессе функционирования, что позволяет проводить моделирование нейроморфных систем, математическое описание которых изменяется динамически.

Преимущества разработанного специализированного программного обеспечения позволяют использовать его не только для моделирования нейроморфных систем, но и для быстрого и безопасного создания эффективных по быстродействию программных средств управления техническими системами и обработки информации.

В качестве направлений дальнейших исследований можно предложить создание потокобезопасного обмена информацией между компонентами, реализующими отдельные алгоритмы, являющиеся составными частями реализуемой системы. Это позволит легко создавать комплексы алгоритмов, функционирующих параллельно и обменивающихся информацией в асинхронном режиме. В свою очередь – это существенно упростит разработку высокопроизводительных решений с гибкой, изменяющейся архитектурой без адаптации уже существующих алгоритмов под параллельные вычисления.

5.7 Выводы по разделу

1. Выполненные исследования показывают эффективность применения предложенных биоподобных нейронных структур для решения задач управления техническими системами. При этом при смене задачи и

объекта управления не требовалась настройка параметров нейронов системы управления. Адаптация системы к желаемым характеристикам поведения осуществлялась с помощью простых правил структурной перестройки нейронной сети.

2. Сформулирован ряд направлений развития систем управления поведением роботов на основе биоподобных нейронных сетей.

Заключение

Совокупность предложенных моделей, архитектур, алгоритмов и программных средств, направленных на создание нейроморфных систем с изменяемой структурой, а также их практическая реализация представляют собой решение актуальной научно-технической задачи синтеза новых систем управления и обработки информации для решения слабоформализуемых задач, в которых предметная область и цели могут динамически изменяться. Их внедрение вносит значительный вклад в развитие нейроморфных систем управления и обработки информации. При решении данной задачи были получены следующие результаты.

1. Новая модель нейрона со структурной адаптацией как элемента нейроморфной системы, описывающая процессы аналогового преобразования импульсных потоков, в которой представляется объектом с произвольной древовидной структурой своих связывающих и преобразующих элементов, которые могут быть сформированы во время работы системы, как адаптивная реакция на появление сигналов нового функционального назначения. Модель не требует настройки внутренних параметров в процессе функционирования, все изменения функциональности определяются модификацией структурной организации связывающих и преобразующих элементов.

2. Разработана новая иерархическая архитектура нейроморфных систем. Структура сетей, входящих в нее, позволяет изменять как число входных, так и число выходных векторов данных (контекстов), а также число обобщающих слоев, что позволяет динамически расширять число возможных выходных контекстов в которых функционирует нейронная сеть.

3. Предложены новые алгоритмы структурной адаптации нейроморфных систем к появлению новых классов (объектов) во входных данных и выходных контекстов на основе изменения внутренней структуры связывающих и преобразующих элементов нейронов. Новизна состоит в том, что адаптивные свойства модели нейрона основаны не на изменении параметров модели

(например, весов связей), а на изменении структуры, каждый элемент которой представляет собой динамический объект, обеспечивающий обработку сигналов одного функционального назначения. Таким образом, функциональным элементом нейронной сети становится не нейрон, а участок связывающих и преобразующих элементов нейрона, на котором осуществляется пространственная и временная суммация сигналов.

4. Разработан программный комплекс, позволяющий моделировать нейроморфные системы с динамически изменяемой структурой, а также создавать и исследовать поведение иных сложных систем с изменяемой структурой, функционирующих в реальном масштабе времени. В составе комплекса разработаны наборы компонент, реализующие новые модели нейронов и элементы нейроморфных систем управления.

5. Проведенные исследования позволяют утверждать, что на основе разработанной модели искусственного нейрона возможно моделировать известные биологические структуры (кольцевые структуры с положительной обратной связью, схемы возвратного торможения мотонейрон – клетка Реншоу) для создания нейроморфных систем на примере элементов систем управления поведением роботов.

Таким образом, разработанные модели, создают уникальные структурные адаптационные возможности искусственных нейронных сетей и позволяют синтезировать нейроморфные системы, основываясь на известных биологических нейронных структурах и принципах их формирования в живой природе. Можно также утверждать, что **предложенные модели нейронов и сетей из них являются очередным шагом в изучении естественных нейронных систем и в их моделировании. В перспективе предложенные модели и средства моделирования могут быть использованы для создания новых самоорганизующихся искусственных нейронных сетей.**

Полученные результаты соответствуют пункту 4 «Разработка методов и алгоритмов решения задач системного анализа, оптимизации, управления,

принятия решений и обработки информации» и пункту 5 «Разработка специального математического и программного обеспечения систем анализа, оптимизации, управления, принятия решений и обработки информации» паспорта специальности 05.13.01 – «Системный анализ, управление и обработка информации».

Список использованных источников

1. Бир, С. Кибернетика и управление производством / С. Бир. - Пер. с англ. В. Я. Алтаева. - М.: Наука, 1963. - 276с.
2. Винер, Н. Кибернетика или управление и связь в животном и машине / Н. Винер. - М.: Издательство «Советское радио», 1958.
3. Боулдинг, К. Общая теория систем - скелет науки / К. Боулдинг. - М.: Наука, 1969.
4. Растрингин, Л. А. Адаптация сложных систем: Методы и приложения / Л.А. Растрингин. - Рига: Зинатне, 1981. - 375 с.
5. Резников, Б.А. Системный анализ и методы системотехники (Методология системных исследований). Часть 1 / Б.А. Резников. - МО СССР, 1990. - 522 с.
6. Krichmar, J.L. Neurobiologically Inspired Robotics: Enhanced Autonomy through Neuromorphic Cognition / J.L. Krichmar, J. Conradt, M. Asada // Neural Networks. – 2015. – 72. – P. 1-2.
7. Соколов, Б.В. Неокибернетика в современной структуре системных знаний / Б.В. Соколов, Р.М. Юсупов // Робототехника и техническая кибернетика. Изд-во ЦНИИ РТК. - 2014. - №2(3). - С.3-11.
8. Новиков, Д.А. Кибернетика: Навигатор. История кибернетики, современное состояние, перспективы развития / Д.А. Новиков. – М.: ЛЕНАНД, 2016. – 160 с.
9. Блащик, Я. Основы нейрокибернетики / Я. Блащик, К. Блиновская, Г. М. Вуйчик и др.; под. ред. профессора Р. Тадеусевича; пер. с польск. И.Д. Рудинского – М.: «Горячая линия – Телеком», 2016. – 372 с.

10. Garis, H. A world survey of artificial brain projects: Part I: Large-scale brain simulations / H. de Garis, Ch. Shuo, B. Goertzel et al. // *Neurocomputing*. – 2010. – 74. – P. 3-29.
11. Goertzel, B. A world survey of artificial brain projects: PartII: Biologically inspired cognitive architectures // *Neurocomputing* / B. Goertzel, L. Ruiting, I. Arel, H. d. Garis et al; 2010. – 74. – P. 30-49., т. 74, pp. 30-49.
12. «Анохин, К.В. Проект "Мозг анимата": разработка модели адаптивного поведения на основе теории функциональных систем / К.В. Анохин, М.С. Бурцев, И.Ю. Зарайская и др. // VIII Конференция по ИИ. – М., Физматлит. – 2002. – С. 781-789».
13. Жданов, А.А. Адаптивные машины – неизбежное направление развития техники. Задачи и проблемы / А.А. Жданов // XII конференция "Нейроинформатика -2010": Лекции по нейроинформатике. – 2010. – М.: НИЯУ МИФИ. – С. 162-211.
14. Krichmar, J.L. Brain-Based Devices for the Study of Nervous Systems and the Development of Intelligent Machines / J.L. Krichmar, G.M. Edelman // *Artificial Life* 2005. – 11 (1-2) – P. 63-78.
15. Albus E. *Brain Behavior and Robotics*. / E. Albus. – Peterborough NH: BYTE Books, 1981. – P. 352.
16. Станкевич, Л.А. Нейроморфные средства систем управления роботами / Л.А. Станкевич, А.В. Бахшиев, И.В. Ключков, В.Л. Косарева. - Труды международной научно-технической конференции «Экстремальная робототехника». – СПб. - 2014 - с. 281-286.
17. Sammut, C. *Encyclopedia of Machine Learning and Data Mining* / C. Sammut, G.I. Webb; second edition. – Springer U, 2016. – P.1976.

18. Джарратано, Д. Экспертные системы: принципы разработки и программирование / Д. Джарратано, Г. Райли. - Пер. с англ. — М. : Издательский дом «Вильямс», 2006. — 1152 стр. с ил.
19. Ротштейн, А.П. Интеллектуальные технологии идентификации: нечеткая логика, генетические алгоритмы, нейронные сети / А.П. Ротштейн. – Винница: «УНИВЕРСУМ-Винница», 1999. – 320 с.
20. Рутковская, Д. Нейронные сети, генетические алгоритмы и нечеткие системы / Д. Рутковская, М. Пилиньский, Л. Рутковский; пер. с польск. И.Д. Рудинского. – М.: «Горячая линия – Телеком», 2006. – 452 с.
21. Саттон, Р.С. Обучение с подкреплением / Р.С. Саттон, Э.Г. Барто. - М.: Бином, 2014. - 400 с. ил..
22. Анохин, П.К. Принципиальные вопросы общей теории функциональных систем / П.К. Анохин // Принципы системной организации функций. – М., «Наука». – 1973. – С. 5-61.
23. Red'ko, V.G. Theory of functional systems, adaptive critics and neural networks / V.G. Red'ko, D.V. Prokhorov, M.S. Burtsev // International Joint Conference on Neural Networks, Proceedings, Budapest. – 2004. – P. 1787-1792.
24. Рассел, С. Искусственный интеллект: современный подход, 2-е изд. / С. Рассел, П. Норвиг; пер. с англ. К. Птицына. – М.: Издательский дом «Вильямс», 2007. – 1408 с.
25. Каляев, И.А. Однородные нейроподобные структуры в системах выбора действий интеллектуальных роботов / И.А. Каляев, А.Р. Гайдук. – М.: «Янус-К», 2000. – 280 с.
26. Марзуки, Х. Нейроуправление и его приложения. Книга 2 / Х. Марзуки, Ю. Рубия и О. Сигеру; пер. с англ. Н. Батина. – М.: «ИПРЖР», 2000. – 272 с.

27. Bengio, Y. Learning Deep Architectures for AI / Y. Bengio // Foundations and Trends in Machine Learning. – 2009. – Vol. 2, No. 1 - P. 1-12.
28. Seo, J. A 45nm cmos neuromorphic chip with a scalable architecture for learning in networks of spiking neurons / J. Seo et al. // In Custom Integrated Circuits Conference (CICC), 2011 IEEE. – 2011. – P. 1-4.
29. Merolla, P.A. A million spiking-neuron integrated circuit with a scalable communication network and interface / P.A. Merolla et al. // Science 08 Aug 2014. – Vol. 345, Issue 6197. – P. 668-673.
30. Zghloul, K.A. A silicon retina that reproduces signals in the optic nerve / K.A. Zghloul, K. Boahen // Journal of neural engineering. – 2006. – Vol 3. – P. 257-267.
31. Wen, B. A Silicon Cochlea with Active Coupling / B. Wen, K. Boahen // IEEE Transactions on biomedical circuits and systems. – December 2009. – Vol. 3, No. 6, – P. 444-455.
32. Ranganathan, A. et al. Self-Organization in Artificial Intelligence and the Brain // Georgia Tech online.. – Apr. 2007. – URL: <http://www.cc.gatech.edu/people/home/zkira/research.html/>.
33. McKinstry, J.L. A cerebellar model for predictive motor control tested in a brain-based device / J.L. McKinstry, G.M. Edelman, J.L. Krichmar // PNAS. – February 28 2006. – 103 (9). – P. 3387-3392, т. 103 # 9, pp. 3387-3392.
34. Taylor, J.G. On artificial brains / J.G. Taylor // Neurocomputing. – 2010. – 74 (50-56). – P. 3-29, т. 74, pp. 3-29.
35. Itti, L. et al. A New Robotics Platform for Neuromorphic Vision: Beobots. – 2002. – URL: <http://iLab.usc.edu/>.
36. Жданов, А.А. Метод автономного адаптивного управления, его свойства и приложения / А.А. Жданов // Перспективные информационные технологии и интеллектуальные системы. – 2004. – С. 4-14.

37. Попов, Е.Е. Модель поискового поведения анимата на основе простой схемы переключения тактик поисковой активности / Е.Е. Попов и др. // Труды конф. "Современные проблемы фундаментальных и прикладных наук". – М., 2004. – Ч. I. – С. 77-78.
38. Путинцев, Н.И. Разработка искусственных когнитивных систем на основе моделей мозга живых организмов / Н.И. Путинцев, О.В. Вишневский Е.Е. Витяев // Вавиловский журнал генетики и селекции. – 2014. – Т. 18, № 4/3. – С. 1156-1171.
39. Редько, В.Г. Модели адаптивного поведения / В.Г. Редько // Математическая биология и биоинформатика: I Международная конференция. Доклады. – 2006. – М.: МАКС Пресс. – С. 106-107.
40. Редько, В.Г. Об исследовании когнитивной эволюции / В.Г. Редько // Электронная культура: трансляция в социокультурной и образовательной среде. Под ред. А.Ю. Алексеева, С.Ю. Карпук. – 2009. – М.: МГУКИ. – С. 99-104.
41. Романов, С.П. Нейрокомпьютеры и "интеллектуальность" современных вычислительных сред: материал технической информации / С.П. Романов // Нейрокомпьютеры: разработка, применение. Научно-технический журнал. – 2007. – №6. – С. 96-104.
42. Бернштейн, Н.А., Физиология движений и активность / Н.А. Бернштейн; под редакцией академика О.Г. Газенко. – М.: «Наука», 1990. – 497 с.
43. Данилова, Н.Н. Психофизиология / Н.Н. Данилова. – М.: «Аспект Пресс», 2002. – 373 с.
44. Хомская, Е.Д. Нейропсихология: 4-е издание / Е.Д. Хомская. – СПб.: «Питер», 2005. – 496 с.

45. Романов, С.П. Структурное обоснование функции нервной системы как автоматического регулятора / С.П. Романов // *Нейрокомпьютеры: разработка, применение.* – 2006. – №7. – С. 54-63.
46. Воронков, Г.С. Информация и мозг: взгляд нейрофизиолога / Г.С. Воронков // *Нейрокомпьютеры: разработка, применение.* 2002. № 1 – 2. С. 79-88.
47. Жуков, В.В. Физиология нервной системы: Учебное пособие / В.В. Жуков, Е.В. Пономарева; Калинингр. ун-т. – Калининград, 1999. – 64 с.
48. Николлс, Д.Г. От нейрона к мозгу / Д.Г. Николлс, А.Р. Мартин, Б.Д. Валлас и др.; пер. П.М. Балабана и Р.А. Гиниатуллина. – М.: «Либроком», 2012. – 672 с.
49. Экклс, Дж. Физиология синапсов / Дж. Экклс; пер. с англ. О. Виноградовой. – М.: «Мир», 1966. – 396 с.
50. Емельянов-Ярославский, Л.Б. Интеллектуальная квазибиологическая система (Индуктивный автомат) / Л.Б. Емельянов-Ярославский. – М.: «Наука», 1990. – 112 с.
51. Rabinovich, M.I. Dynamical principles in neuroscience / M.I. Rabinovich, P. Varona, A.I. Selverston et al. // *Reviews of Modern Physics.* – 2006. – Vol. 78, № 4. – P. 1213-1265.
52. Maass, W. Networks of Spiking Neurons: The Third Generation of Neural Network Models / W. Maass // *Neural Networks.* – December 1997. – Vol. 10, Iss. 9. – P. 1659-1671.
53. Тикиджи-Хамбурьян, Р.А. Анализ влияния генератора спайков на динамические свойства модифицированного импульсного нейрона / Р.А. Тикиджи-Хамбурьян // Тез. док. 5-ой конференции Нейроинформатика 2003. – 2003. – М.: МИФИ. – С.134-141.

54. Simoncelli, E.P. Characterization of Neural Responses with Stochastic Stimuli // The New Cognitive Neurosciences; 3rd edition Editor: M. Gazzaniga / E.P. Simoncelli, L. Paninski, J. Pillow et al. – MIT Press, 2004. – P. 1399.
55. Pillow, J.W. Maximum Likelihood Estimation of a Stochastic Integrate-and-Fire Neural Model / J.W. Pillow, L. Paninski, E.P. Simoncelli // Advances in Neural Information Processing Systems. – May 2004. – Vol. 16. – P. 1311-1318.
56. Борисюк, Г.Н. Модели динамики нейронной активности при обработке информации мозгом – итоги “десятилетия” / Г.Н. Борисюк, Р.М. Борисюк, Я.Б. Казанович и др. // Успехи физических наук. – Октябрь 2002. – Т. 172, №10. – С. 1189-1214.
57. Finke, C. Noisy activation kinetics induces bursting in the Huber-Braun neuron model / C.Finke, S. Postnova, E. Rosa et al. // The European Physical Journal Special Topics. – 2010. – 187 (1). – P. 199-203.
58. Прокин, И.С. Математическое моделирование нейродинамических систем / И.С. Прокин, А.Ю. Симонов, В.Б. Казанцев. – НН: 2012.
59. Hodgkin, A.L. A quantitative description of membrane current and its application to conduction and excitation in nerve / A.L. Hodgkin, A.F. Huxley // J. Physiology. – 1952. – 117. – P. 500-544.
60. Izhikevich, E.M. Simple model of spiking neurons / E.M. Izhikevich // IEEE transactions on neural networks: a publication of the IEEE Neural Networks Council. – 2003. – Vol. 14, № 6. – P. 1569-1572.
61. Rall, W. Theoretical significance of dendritic trees for neuronal input-output relations / W. Rall // Neural Theory and Modeling: Proceedings of the 1962 Ojai Symposium. – Stanford University Press, 1964. – P. 73-97.
62. Lindsay, A.E. Increased computational accuracy in multi-compartmental cable models by a novel approach for precise point process localization / A.E.

- Lindsay et al. // *Journal of Computational Neuroscience*. – 2005. – 19(1). – P. 21-38.
63. McCulloch, W.S. A logical calculus of the ideas immanent in nervous activity / W.S. McCulloch, W. Pitts // *Bulletin of Mathematical Biophysics*. – 1943. – 5. – P. 115-133.
64. Burkitt, A.N. A review of the integrate-and-fire neuron model: I. Homogeneous synaptic input / A.N. Burkitt // *Biological cybernetics*. – August 2006. – 95 (1). – P. 1-19.
65. Morrison, A. Phenomenological models of synaptic plasticity based on spike timing / A. Morrison, D. Markus, W. Gerstner // *Biological Cybernetics*. – 2008. – 98 (6). – P. 459-478.
66. Hennig, M.H. Theoretical models of synaptic short term plasticity / M.H. Hennig // *Frontiers in Computational Neuroscience*. – April 2013. – Vol. 7, Art. 45. – P. 5-14.
67. Tewari, S. A Mathematical Model of Tripartite Synapse: Astrocyte Induced Synaptic Plasticity / S. Tewari, K. Majumdar // *J Biol Phys*. – Jun. 2012. – 38(3). – P. 465-496.
68. Kording, K. A spike based learning rule for generation of invariant representations / K. Kording, P. Konig // *Journal of Physiology-Paris*. – 1 December 2000. – Vol. 94, Iss. 5-6. – P. 539-548.
69. Антомонов, Ю.Г. Элементы теории нейрона: Нейрон, математика, моделирование / Ю.Г. Антомонов, А.Б. Котова, О.Г. Пустовойт и др. – Киев: Наукова Думка, 1966. – 115 с.
70. Хайкин, С. Нейронные сети: полный курс / С. Хайкин; 2-е изд.: пер. с англ. – 2006. – М.: Издательский дом “Вильямс”. – 1104 с.
71. Ходашинский, И.А. Модели статических искусственных нейронов. Обзор / И.А. Ходашинский, Н.Д. Малютин // *Управление, вычислительная*

- техника и информатика. Доклады ТУСУРа. – Июнь 2015. – № 2 (36). – С. 100-107.
72. Häfliger, P. Adaptive WTA With an Analog VLSI Neuromorphic Learning Chip / P. Häfliger // IEEE transactions on neural networks. – March 2007. – Vol. 18, no. 2. – P. 551-571.
73. Hebb, D.O. The Organization of Behavior: A Neuropsychological Theory / D.O. Hebb. - Psychology Press; New Ed edition, 2002. - p. 335..
74. Haken, H. Brain Dynamics: Synchronization and Activity Patterns in Pulse-Coupled Neural Nets with Delays and Noise / H. Haken. - Springer-Verlag Berlin Heidelberg New York, 2002. - p. 226..
75. Pol, B. Frequency demultiplication / B. van der Pol, J. van der Mark // Nature. – 1927. – 120. – P. 363-364.
76. Pol, B. The heartbeat considered as a relaxation oscillation, and an electrical model of the heart / B. van der Pol, J. van der Mark // The London, Edinburgh, and Dublin Philosophical Magazine and Journal of Science. – 1928. – Ser. 6. – P. 763-775.
77. Aliev, R.R. A simple model of cardiac excitation / R.R. Aliev, A.V. Panfilov // Chaos, Solitons & Fractals 7. – 1996. – N3. – P. 293-301.
78. Poirazi, P. Information Processing in Single Cells and Small Networks: Insights from Compartmental Models / P. Poirazi // Computational Methods in Science and Engineering. – 2009. – Vol. 1108. – P. 158-167.
79. Izhikevich, E.M. Dynamical systems in neuroscience: the geometry of excitability and bursting / E.M. Izhikevich. – The MIT Press. Cambridge, Massachusetts, London, England, 2007. – P. 210.
80. Izhikevich, E.M. Which Model to Use for Cortical Spiking Neurons? / E.M. Izhikevich // IEEE Transactions on Neural Networks. – September 2004. – Vol. 15, No. 5. – P. 1063-1070.

81. Nagumo, J. An active pulse transmission line simulating nerve axon / J. Nagumo, S. Arimoto, S. Yoshizawa // Proceedings of the Institute of Radio Engineers. – 1962. – 50. – P. 2061-2070.
82. FitzHugh, R. Impulses and physiological states in models of nerve membrane / R. FitzHugh // Biophysical Journal. – 1961. – 1. – P. 445-466.
83. Tsuji, S. Bifurcations in two-dimensional Hindmarsh-Rose type model / S. Tsuji, T. Ueta, H. Kawakami et al. // Int. J. Bifurcation and Chaos. – 2007. – 17. – P. 985-998.
84. Morris, C. Voltage oscillations in the barnacle giant muscle fiber / C. Morris, H. Lecar // Biophysical journal. – 1981. – Vol. 35, № 1. – P. 193-213.
85. Hendrickson, E.B. The capabilities and limitations of conductance-based compartmental neuron models with reduced branched or unbranched morphologies and active dendrites / E.B. Hendrickson et al. // Journal of Comp. Neurosc. – 2011. – 30(2). – P. 301-321.
86. Романов, С.П. Модель нейрона / С.П. Романов // Некоторые проблемы биологической кибернетики. – Л.: Наука. – 1972. – С. 276-282.
87. Романов, С.П. Моделирование свойств ионного канала и исследование его роли в формировании импульсной активности нейрона / С.П. Романов // Нейрофизиология. – Киев. 1989. – Т.21, №3. – С. 379-389.
88. Каляев, А.В. Моделирование информационных процессов в нейропроцессорных сетях / А.В. Каляев // Нейрокомпьютеры: разработка, применение. – 2004. – №10. – С. 3-22.
89. Романов, С.П. Исследование на модели роли клеток Реншоу в регуляции разрядов мотонейронов / С.П. Романов // Физиологический журнал СССР им. И.М. Сеченова. – 1976. – №4. – С. 528-536.
90. Среда моделирования Matlab. Электронный ресурс. – URL: <http://matlab.ru/>.

91. Васильев, А.Н. Моделирование саморегуляции активного нейрона в сети / А.Н. Васильев, В.П. Карп // Компьютерные исследования и моделирование. – 2012. – Т. 4, № 3. – С. 613-619.
92. Шамис, А.Л. Поведение, восприятие, мышление: проблемы создания искусственного интеллекта / А.Л. Шамис. – М.: «Едиториал УРСС», 2005. – 224 с.
93. Жданов, А.А. Формальная модель нейрона и нейросети в методологии автономного адаптивного управления / А.А. Жданов // Сборник "Вопросы кибернетики". – М., 1997. – Вып. 3. – С. 258-274.

Список работ, опубликованных автором по теме диссертации

В рецензируемых журналах из списка ВАК:

1. Бахшиев, А.В. Методические основы проектирования систем поддержания динамической устойчивости для реабилитации пациентов с нейромоторными заболеваниями / А.В. Бахшиев, Е.Ю. Смирнова, П.Е. Мусяенко // Известия ЮФУ. Технические науки. - 2015. - №10 (171), октябрь. - С. 201-213.

2. Бахшиев, А.В. Воспроизведение реакций естественных нейронов как результат моделирования структурно-функциональных свойств мембраны и организации синаптического аппарата / А.В. Бахшиев, С.П. Романов // Нейрокомпьютеры: разработка, применение. - 2012. - №7. - С.25-35.

3. Бахшиев, А. В. Перспективы применения моделей биологических нейронных структур в системах управления движением / А. В. Бахшиев // Информационно-измерительные и управляющие системы. - 2011. - №9. - С 71-80.

4. Бахшиев, А.В. Моделирование процессов преобразования импульсных потоков в нейронных структурах управления мышечным сокращением / А.В. Бахшиев, С.П. Романов // Нейрокомпьютеры: разработка, применение. - 2009. - №11. - С.70-79.

5. Бахшиев, А.В. Математическое моделирование процессов преобразования импульсных потоков в естественном нейроне / А.В. Бахшиев, С.П. Романов. // Нейрокомпьютеры: разработка, применение. - 2009. - №3. - С.71-80.

В зарубежных изданиях, индексируемых в Web of Science/Scopus:

6. Bakhshiev, A.V. Mathematical Model of the Impulses Transformation Processes in Natural Neurons for Biologically Inspired Control Systems Development / A.V. Bakhshiev, F.V. Gundelakh // Supplementary Proceedings of the 4th International Conference on Analysis of Images, Social Networks and Texts (AIST-SUP 2015), April 9-11. - Yekaterinburg, Russia, 2015. Published on CEUR-WS.- Vol. 1452. - P. 1-12. Scopus. - 15.10.2015. Online: <http://ceur-ws.org/Vol-1452/>

7. Bakhshiev, A.V. The model of the robot's hierarchical behavioral control system / A.V. Bakhshiev, F.V. Gundelakh // Proceedings of the 13th International Symposium on Neural Networks, ISNN 2016, St. Petersburg, Russia, July 6–8, 2016. Published on Advances in Neural Networks – ISNN 2016. - P.317-327. Scopus.

Материалы трудов конференций и публикации РИНЦ:

8. Бахшиев, А.В. Моделирование иерархической спайковой нейронной сети для управления поведением мобильных роботов / А.В. Бахшиев, Ф.В. Гунделах // Всероссийская научно-техническая конференция “Интеллектуальные системы, управление и мехатроника – 2016”: Сборник научных трудов. - 2016. - С. 43-48.

9. Бахшиев, А.В. Исследование метода запоминания пространственных конфигураций робототехнической системы на нейронных сетях со структурной адаптацией / А.В. Бахшиев, Ф.В. Гунделах // Робототехника и техническая кибернетика. Изд-во ЦНИИ РТК. - 2015. - №3(8). - С.46-51.

10. Бахшиев, А.В. Разработка и исследование бионической модели нейронной сети для управления движением робототехнических систем / А.В. Бахшиев, Ф.В. Гунделах // Исследования наукограда : Изд-во ООО «Умный город». - 2015. - №3(13). - С.31-35.

11. Гунделах, Ф.В. Исследование модели нейронной сети со структурной адаптацией для согласованного управления движением нескольких степеней подвижности робота / Ф.В. Гунделах, А.В. Бахшиев // Сборник трудов научного форума с международным участием «Неделя науки СПбПУ» материалы научно-практической конференции. Институт металлургии, машиностроения и транспорта СПбПУ. - Часть 2. - Санкт-Петербург, 2015. - С. 407-409.

12. Нейроморфные системы управления роботами / А.В. Бахшиев, И.В. Ключков, В.Л. Косарева, Л.А. Станкевич // Робототехника и техническая кибернетика. - Изд-во ЦНИИ РТК. - 2014. - №2(3). - С.40-44.