



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 системы)

АВТОРЕФЕРАТ

диссертации на соискание ученой степени
кандидата технических наук

Санкт-Петербург - 2016

Работа выполнена в федеральном государственном автономном научном учреждении «Центральный научно-исследовательский и опытно-конструкторский институт робототехники и технической кибернетики» (ЦНИИ РТК).

Научный руководитель: К.т.н., доцент
Станкевич Лев Александрович
Федеральное государственное автономное образовательное учреждение высшего образования «Санкт-Петербургский политехнический университет Петра Великого»
кафедра «Системный анализ и управление (САУ)»
Института компьютерных наук и технологий (ИКНТ)
профессор.

Официальные оппоненты: Д.т.н., проф.
Потапов Алексей Сергеевич,
Федеральное государственное автономное образовательное учреждение высшего образования «Санкт-Петербургский национальный исследовательский университет информационных технологий, механики и оптики»
кафедра Компьютерной фотоники и видеоинформатики
профессор.

К.т.н., доцент
Бендерская Елена Николаевна,
Федеральное государственное автономное образовательное учреждение высшего образования «Санкт-Петербургский политехнический университет Петра Великого»
Кафедра компьютерных систем и программных технологий
Института компьютерных наук и технологий (ИКНТ)
доцент.

Ведущая организация Федеральный исследовательский центр Институт прикладной физики Российской академии наук

Защита диссертации состоится "___" _____ 2016 г. в __:00 часов на заседании совета по защите диссертаций на соискание ученой степени кандидата наук Д 002.199.01 при Федеральном государственном бюджетном учреждении науки "Санкт-Петербургский институт информатики и автоматизации Российской академии наук" (СПИИРАН) по адресу: 199178, Санкт-Петербург, 14-а линия В.О., 39, комн. 401.

С диссертацией и авторефератом можно ознакомиться на сайте Федерального государственного бюджетного учреждения науки "Санкт-Петербургский институт информатики и автоматизации Российской академии наук".

Автореферат разослан « ___ » _____ 2016 г.

Ученый секретарь
диссертационного совета Д.002.199.01
кандидат технических наук

Фаткиева Р.Р.

ОБЩАЯ ХАРАКТЕРИСТИКА РАБОТЫ

Актуальность темы диссертации. В настоящее время расширяется спектр задач, связанных с управлением и обработкой информации в сложных системах (основоположники Бир С., Винер Н. и др.). Системы усложняются структурно, функционально, по принятию решения, по формальному описанию и моделированию (Боулдинг К., Растрингин Л.А., Резников Б.А.). 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, создаваемые при использовании такого подхода, можно рассматривать как кибернетические системы, 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), 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.), 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.). Развиваются работы по нейроморфному управлению роботами DARWIN и NOMAD (Jeffery Krichmar, Gerald Edelman), системы управления которых моделируют нервную систему. Также можно выделить систему Albus (James Albus), базирующуюся на модели мозжечка, который координирует сложные моторные движения. В последнее время опубликован ряд работ по нейроморфным системам на импульсных нейронах и их применению в робототехнике (Станкевич Л.А.).

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.

КРАТКОЕ СОДЕРЖАНИЕ РАБОТЫ

Во введении обоснована важность и актуальность темы диссертации, сформулированы цели диссертационной работы и решаемые задачи, определена научная новизна работы и ее практическая значимость.

В первой главе диссертации проведен анализ и описаны основные проблемы, возникающие при разработке нейроморфных систем управления и обработки информации. Предложена классификация и дан обзор существующих моделей нейронов и подходов к управлению движением при помощи нейроморфных систем,

обоснована актуальность темы работы, формализована постановка задач исследования и обозначены подходы к решению поставленных задач.

Нейроморфные системы, по существу, являются развитием систем на искусственных нейронных сетях, которые исходно опираются на модель формального нейрона Мак-Каллока и Питтса (1943) и модель Ф. Розенблата (1945). Формальные нейроны очень слабо описывают свойства естественных нейронов. Так, искусственные нейронные сети, основанные на модели формального нейрона, не обладают способностью к структурной адаптации в процессе функционирования.

Параллельно с моделями формальных нейронов разрабатывались многочисленные биологические и феноменологические модели нейронов, отличающиеся тем, что они в той или иной степени количественно воспроизводят особенности функционирования естественного нейрона. Можно выделить модели Ходжкина-Хаксли (1952), порогового интегратора (1907), модель спайкового отклика (2002) и модель Ижикевича (2003). Однако применение этих моделей в нейроморфных системах затруднено вследствие сложности моделей и необходимости настройки большого числа параметров, основываясь на количественных характеристиках биологических нейронов. Получаемые на основе таких моделей нейронные сети позволяют количественно описывать поведение исходного прототипа, но анализ таких сетей с целью понять принципы затруднен вследствие высокой сложности.

Поэтому необходимо найти некий баланс: разработать модель искусственного нейрона, которая будет воспроизводить принципы обработки импульсных потоков и структурной адаптации, но при этом не будет опускаться до уровня описания химических процессов.

На рис. 1 проиллюстрирован переход от модели формального нейрона к более сложным моделям искусственного нейрона как элемента динамической системы преобразования информации.

На рисунке:

$x_1 - x_m$ – входные сигналы нейрона;

$w_1 - w_m$ – весовые функции входов;

y – выходной сигнал нейрона;

u – сигнал - значение суммарного внутреннего состояния нейрона (суммарный потенциал);

\mathcal{G} – пороговая функция;

F – функция активации;

N – число структурных преобразующих элементов в узле ветвления;

C_+, C_- – константы ожидаемого уровня вклада в суммарное внутреннее состояние u ;

u_+, u_- – вклады в u от моделей возбуждения и торможения преобразующего элемента.

В варианте 1 рис. 1 представлена в общем виде универсальная модель формального нейрона. Классический формальный нейрон может быть получен из этой модели, если отказаться от временного суммирования сигналов, установить фиксированный порог и выбрать, например, сигмоидальную функцию активации.

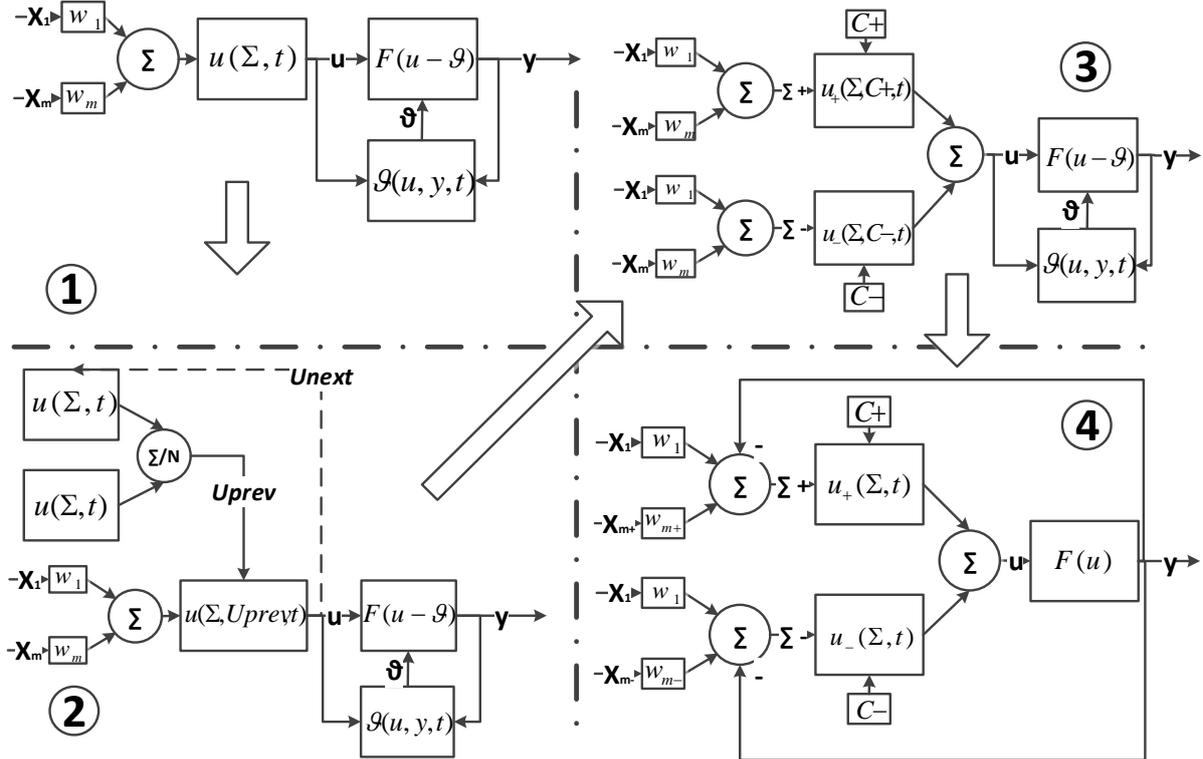


Рис. 1. Эволюция модели нейрона (пояснения в тексте)

Дальнейшим развитием этой модели является введение описания структуры нейрона (вариант 2). Здесь значение состояния U в преобразующем элементе нейрона является производным не только от значений входов и весов, но и от значений состояний других подключенных преобразующих элементов (добавляем свойства мультикомпонентных моделей).

Это позволит моделировать древовидную структуру нейронов и осуществлять более сложные вычисления пространственного и временного суммирования сигналов. Таким образом минимальным функциональным элементом нейронной сети следует считать не нейрон, а отдельный преобразующий элемент в структурном дереве нейрона.

С учетом наличия временного суммирования сигналов, структурная организация позволяет реализовать раздельную обработку сигналов различного функционального назначения на одном нейроне.

В варианте 3 демонстрируется переход от описания состояния преобразующего элемента одной функцией ко множеству функций, которые будут описывать возбуждающие и тормозящие процессы. Применение двух (и более) переменных, описывающих состояние преобразующего элемента, позволит независимо описывать возбуждающие и тормозящие процессы для сигналов, которые должны интегрироваться с различными постоянными времени.

Наконец, вариант 4 демонстрирует следующую стадию развития модели нейрона – переход к импульсной модели (подобно моделям порогового интегратора и модели Ижикевича). За основу в реализации модели по этому варианту взята физическая модель нейрона С.П. Романова на операционных усилителях («Устройство для моделирования нейронных структур двигательного аппарата», 1973). В отличие от «непрерывной» модели нейрона обмен импульсными сигналами в нейронной сети позволяет локализовать во времени информацию о событиях, кодируемую пачками импульсов. Полагаем, что входы и выходы нейрона являются импульсными

величинами и равным 0 при отсутствии сигнала и 1 на время генерации импульса, а также, что порог нейрона является константой близкой к 0. Тогда, вводя отрицательные ОС на некоторые преобразующие элементы, и дополнительно полагая функцию активации пороговой функцией с гистерезисом, получим окончательную модель нейрона. Таким образом, получена модель нейрона, осуществляющая нелинейные аналоговые преобразования дискретных входных сигналов и воспроизводящая большое количество особенностей поведения, свойственных более сложным моделям с меньшим числом переменных состояния.

Во второй главе приводятся функциональные схемы и математическое описание новой модели нейрона.

Предполагается, что на входы модели нейрона поступают импульсные потоки $X(t)$, которые в связывающих элементах (искусственные синапсы) формируют аналоговые величины $g(t)$, которые характеризуют влияние входа на преобразующий элемент нейрона. 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 связывающих и преобразующих элементов нейрона. Состояние преобразующего элемента, описывается парой функций, моделирующих механизмы возбуждения и торможения. Выходы этих функций представляют собой обобщенный вклад $U(t)=\{U_a(t), U_s(t)\}$ в величину состояния $U_\Sigma(t)$ от процессов возбуждения и торможения, протекающих в преобразующем элементе (здесь и далее по нижним символам s , a – различают переменные, соответствующие возбуждающим и тормозящим эффектам). Сигналы со связывающих элементов предназначены для изменения функций, моделирующих механизмы возбуждения и торможения сторону их ослабления. Выходной сигнал нейрона $Y(t)$ представляет из себя импульсный поток, аналогично входным сигналам.

Предлагается различать тип функции возбуждения и торможения по знаку выходного сигнала. Положительное значение выхода характеризует возбуждающее влияние, отрицательное – тормозящее. Таким образом, суммарное значение выходных значений будет характеризовать величину вклада преобразующего элемента в суммарное внутреннее состояние нейрона.

Ролью связывающих элементов (искусственного синаптического аппарата) в модели является первичная обработка входных сигналов. Следует отметить, что модели таких возбуждающих и тормозящих элементов также идентичны друг другу, а различие в их воздействии на участок мембраны определяется тем, к какой из функций преобразующего элемента подключен каждый конкретный связывающий элемент.

Структура нейрона, которую позволяет описывать модель, представлена на рис. 2.

Чем ближе преобразующий элемент M расположен к генераторной зоне, тем эффективнее вклад его входов в общую картину возбуждения нейрона.

На преобразующих элементах без обратной связи (“искусственные дендриты”) осуществляется пространственное и временное суммирование сигналов на значительных интервалах времени (малый вклад в возбуждение нейрона от каждого входа), и изменение состояния u соответствующих преобразующих элементов не зависит от разрядов нейрона.

На преобразующих элементах с обратной связью (U_F) от генератора выходного сигнала (“тело нейрона”) производится суммирование сигналов на коротких

интервалах времени (большой вклад в возбуждение нейрона от каждого входа) и накопленный сигнал теряется при разрядах нейрона.

Генератор выходного сигнала осуществляет формирование импульса $Y(t)$ при превышении порога и сигнала перезаряда U_F .

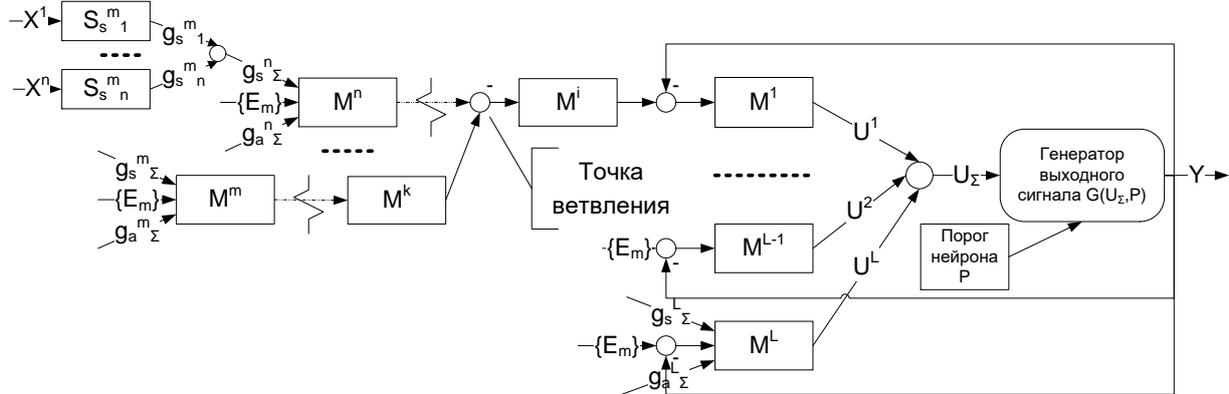


Рис. 2. Структура модели нейрона

Модель нейрона, учитывающая указанные особенности, описывается системой уравнений (1), где:

L – число преобразующих элементов $M^i, i = \overline{1, L}$;

L^i – число функций описания процессов возбуждения и торможения $I_l^i, l = \overline{1, L^i}$ в преобразующем элементе M^i ;

u_l^i – множество выходов функций описания процессов возбуждения и торможения преобразующего элемента M^i ;

N_l^i – число входов l -ой функции описания процессов возбуждения или торможения i -го преобразующего элемента;

x_{lk}^i – входной сигнал на k -ый вход l -ой функции описания процессов возбуждения или торможения i -го преобразующего элемента;

$S_{lk}^i(x_{lk}^i, t)$ – функциональная форма записи модели соединяющего элемента;

$g_{s^i k}^i$ – влияние k -го соединяющего элемента на l -ую функцию описания процессов возбуждения или торможения i -го преобразующего элемента;

$g_{l^i \Sigma}^i$ – результирующие значения влияния соединяющих элементов на функции описания процессов возбуждения или торможения;

α^i – множество индексов $\{\alpha_n^i | n = \overline{1, L^i}\}$ преобразующих элементов $\{M_n^i | n \in \alpha^i\}$ с которыми связан элемент M^i ;

Y_F^i – влияние активности на выходе этого нейрона на i -ый преобразующий элемент;

$u_{l^i \Sigma}^i$ – суммарный выход моделей функций описания процессов возбуждения или торможения всех преобразующих элементов подаваемых на вход l -ой функции описания процессов возбуждения или торможения i -го преобразующего элемента;

$I_l^i(u_{l^i \Sigma}^i, g_{l^i \Sigma}^i, t)$ – функциональная форма записи функции описания процессов возбуждения или торможения;

u_{Σ} – суммарное значение внутреннего состояния модели нейрона;

$\{m_d^G | d = \overline{1, L^G}\}$ – множество индексов преобразующих элементов, которые вносят непосредственный вклад в суммарное значение внутреннего состояния нейрона;

$G(u_{\Sigma}, t)$ – функциональная форма записи модели генератора выходного сигнала;

y – выход нейрона.

В случае, когда заданный преобразующий элемент i является последним в цепочке (окончание дендрита, участок тела нейрона), в качестве сигналов u_l^i выступает множество фиксированных величин, имитирующих начальное состояние функций описания процессов возбуждения или торможения в покое $\{E_{m_l}^i, l = \overline{1, L_i}\}$.

$$\left\{ \begin{array}{l} g_{l k}^i = S_{lk}^i(x_{lk}^i, t), k = \overline{1, N_l^i}, l = \overline{1, L^i}, i = \overline{1, L}, \\ g_{l \Sigma}^i = \sum_{k=1}^{N_l^i} g_{l k}^i, l = \overline{1, L^i}, i = \overline{1, L}, \\ u_{l \Sigma}^i = \frac{1}{L_\alpha^i} \sum_{n=1}^{L_\alpha^i} u_l^{\alpha_n^i} - Y_F^i \cdot y, \\ \{\alpha_n^i \mid n = \overline{1, L_\alpha^i}\}, \\ u_l^i = I_l^i(u_{l \Sigma}^i, g_{l \Sigma}^i, t), l = \overline{1, L^i}, i = \overline{1, L}, \\ u_\Sigma = \frac{1}{L^G} \sum_{d=1}^{L^G} \sum_{l=1}^{L_\alpha^G} u_l^{\alpha_{m_d}^G}, \{m_d^G \mid d = \overline{1, L^G}\}, \\ y = G(u_\Sigma, t). \end{array} \right. \quad (1)$$

Система содержит N дифференциальных уравнений первого порядка, где N вычисляется по формуле

$$N = \sum_{i=1}^L \left(L^i + \sum_{l=1}^{L^i} N_l^i \right) + 1. \quad (2)$$

Дифференциальные уравнения модели содержат нелинейные коэффициенты, значения которых изменяются дискретно по условиям, в качестве которых выступает факт наличия входного или выходного сигнала. Поскольку в сети из таких нейронов осуществляется обмен импульсами фиксированной амплитуды, то система уравнений с нелинейными коэффициентами может быть разбита на несколько систем уравнений с линейными коэффициентами, стыкуемых по граничным условиям в моменты появления/окончания импульса. Важной особенностью является то, что в этом случае каждая из систем будет распадаться на независимые уравнения, что значительно упрощает реализацию численного решения.

Ниже приведены уравнения функциональных элементов модели нейрона: (3) – модель связывающего элемента, (4) – модель функции описания процессов возбуждения или торможения, (5) – модель генератора выходного сигнала.

$$\left. \begin{array}{l} T_s \cdot \dot{\rho} + \rho(t) = E_y^{-1} \cdot x, \\ T_s = \begin{cases} \tau_s, & \text{при } x > 0, \\ \tau_d, & \text{при } x \leq 0. \end{cases} \\ g^* = \begin{cases} 4 \cdot \xi \cdot (\rho - \xi \cdot \rho^2), & \xi \neq 0, \\ \rho, & \xi = 0, \end{cases} \\ g = \begin{cases} R_s^{-1} \cdot g^*, & \text{при } g^* > 0, \\ 0, & \text{при } g^* \leq 0. \end{cases} \end{array} \right\} \text{, ИЛИ } g(t) = S(x(t), t). \quad (3)$$

Здесь τ_s – постоянная времени нарастания влияния входного импульса, τ_d – постоянная времени спада влияния, $\xi \in 0, [0.5, \infty)$ – критическое значение величины влияния, при котором начинает сказываться эффект пресинаптического торможения; нулевая величина означает отказ от использования эффекта пресинаптического торможения, $R_s > 0$ – сопротивление соединяющего элемента ("вес"), характеризует эффективность воздействия входа на функцию описания процессов возбуждения или торможения, E_y – амплитуда входного сигнала.

$$\left. \begin{aligned} T_l \cdot \dot{u} + (1 + g_\Sigma \cdot R_m) \cdot u = u_\Sigma, \\ T_l = \frac{C_m}{g_\Sigma + R_m^{-1}}. \end{aligned} \right\}, \text{ ИЛИ } u(t) = I(u_\Sigma(t), g_\Sigma(t), t). \quad (4)$$

Здесь g_Σ - суммарная эффективность влияния соединяющих элементов на функцию описания процессов возбуждения или торможения, $R_m > 0$ - сопротивление преобразующего элемента, $C_m > 0$ - емкость преобразующего элемента, u_Σ - ожидаемый вклад модели в величину внутреннего состояния нейрона при отсутствии внешнего возбуждения. Данная величина определяется активностью соседних преобразующих элементов, u - реальный вклад модели в величину внутреннего состояния нейрона.

$$\left. \begin{aligned} T_G \cdot \dot{u}_* + u_* = u_\Sigma, \\ y = \begin{cases} E_y, & \text{при } \begin{cases} u_*, \dot{u}_* < 0, \\ u_* \geq P, \end{cases} \\ 0, & \text{при } \begin{cases} u_*, \dot{u}_* \geq 0, \\ u_* \leq 0. \end{cases} \end{cases} \right\}, \text{ ИЛИ } y(t) = G(u_\Sigma(t), t). \quad (5)$$

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

Разработанная модель нейрона по предложенной в работе классификации относится к феноменологической детерминированной спайковой динамической модели с описанием пространственной структуры одиночного нейрона.

Разработаны эвристические правила построения структуры нейронной сети на основе предложенной модели нейронов. Они разделены на две группы.

Правила построения древовидной структуры нейрона:

1. Для увеличения временной задержки в распространении сигнала вдоль дендрита следует увеличить длину дендрита последовательным подключением новых преобразующих элементов.

2. Для увеличения инерции дендрита необходимо включение дополнительных преобразующих элементов в точку ветвления.

3. Для реализации временной суммации на заданном интервале времени формируется отдельный преобразующий элемент, описывающий дендрит нейрона с необходимыми постоянными времени функций описания процессов возбуждения или торможения.

Правила организации связей:

4. Для увеличения эффективности вклада входа в возбуждение нейрона необходимо помещать вход на преобразующие элементы ближе к генератору выходного сигнала.

5. Для исключения временного суммирования сигналов между генерацией импульсов входы должны быть образованы на теле нейрона (преобразующих элементах, охваченных обратной связью).

6. Сигналы одного функционального назначения должны интегрироваться на одном преобразующем элементе нейрона.

В третьей главе приводятся функциональные схемы и математическое описание нейроморфных систем на основе разработанной модели нейрона, базирующиеся на известных биологических нейронных структурах.

Нейроморфная система обобщает информацию от сенсоров, распознает и запоминает образы, обеспечивает принятие решения и формирование управляющего

воздействия через моторную память. Под моторной памятью понимается возможность системы воспроизводить сложные движения, набору которых система была научена ранее.

В диссертации более подробно раскрыт блок моторной памяти в виде многоуровневой неоднородной нейронной сети. На рис. 3 частично представлены уровни иерархии предлагаемой модели.

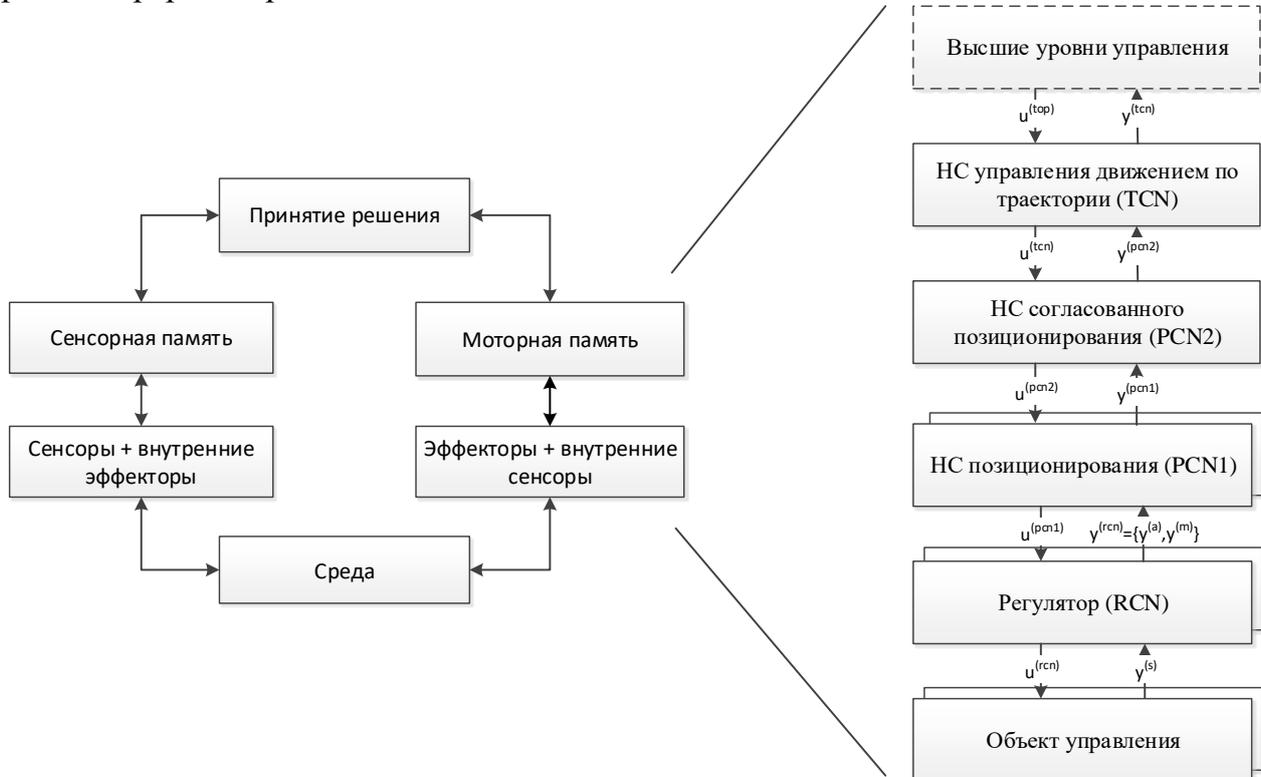


Рис. 3. Структурная схема уровней нейроморфной системы управления

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 исполнительской системы робота из множества положений, которым система была обучена;

$u^{(pcn2)}$ - вектор желаемого положения элемента исполнительской системы робота из множества положений, которым система была обучена;

$y^{(pcn2)}$ - вектор текущего согласованного положения всех элементов робота из множества согласованных положений, которым система была обучена;

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

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

$u^{(top)}$ - вектор задания желаемой траектории движения из множества вариантов траекторий, которым система была обучена.

Уровень регулятора предоставляет информацию о текущем положении объекта управления (например, звена манипулятора) и обеспечивает переход в заданное положение.

При этом подразумевается, что с точки зрения системы управления имеется конечный набор возможных положений, их число определяется структурой НС регулятора. В основу регулятора положена нейронная сеть спинального уровня управления сокращением пары мышечных волокон-антагонистов.

Уровень запоминания состояний (положений) (position control network – PCN), обеспечивает согласованное позиционирование элементов исполнительной системы робота. В основу сети положены элементы архитектуры зрительной коры мозга. Сеть обеспечивает возможность запоминания и воспроизведения (через управление регулятором) конкретных положений отдельного элемента управляющей системы робота которые объединяются на высших уровнях для обеспечения согласованного управления всей исполнительной системой.

Нейронная сеть управления движением по траектории (trajectory control network – TCN), позволяет на последующих уровнях, моделировать в свою очередь все более сложные траектории, а затем, на дальнейших уровнях абстракции, добавив информацию от сенсоров, моделировать реакцию робототехнической системы подобно простым условным рефлексам, а затем и более сложным рефлексам, получаемым как комбинация простых. В основу сети положены кольцевые нейронные структуры с положительной обратной связью.

В четвертой главе приводится описание специального программного обеспечения для исследования разработанных моделей, пакет соответствующих программ, его отдельные модули и их взаимодействие.

Задача разработки программного обеспечения для моделирования нейроморфных систем со структурой, изменяющейся во время выполнения была сведена 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 одной из задач является обеспечение возможности 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 состояниям, 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.

Разработанное программное обеспечение имеет двухуровневую архитектуру: уровень библиотеки алгоритмов и уровень конечного ПО, использующего библиотеку. В качестве языка программирования был выбран язык C++.

Библиотека предоставляет, в частности, средства для создания программ, структура алгоритмов которых заранее неизвестна или модифицируется во время выполнения. На рис. 4 представлена схема взаимодействия основных модулей библиотеки.

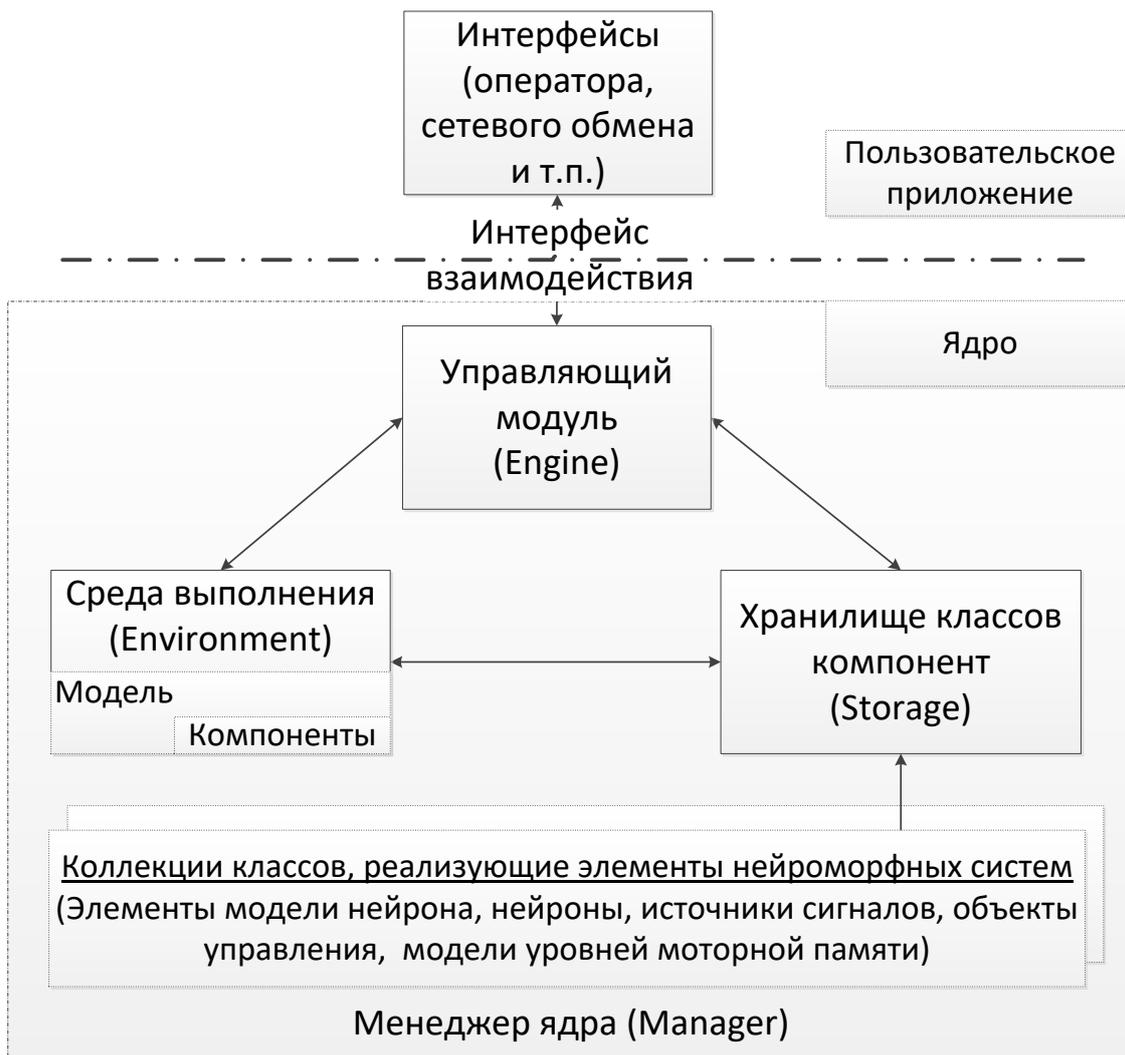


Рис. 4. Схема взаимодействия основных модулей специального программного обеспечения

Управляющее ядро (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 возможности формирования структурной схемы модели, управления отдельными компонентами модели, а также задание входных данных модели для расчета и выдачу выходных данных.

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

Компонент (Component) – самостоятельная в рамках модели сущность, содержащая в себе реализацию отдельного алгоритма. Имеет методы для связи с другими компонентами и может содержать в себе другие компоненты. В рамках своего владельца определяется уникальным строковым именем.

Программные средства содержат также набор коллекций классов готовых компонент, реализующих модели элементов нейроморфных систем. Каждая коллекция физически представляет собой каталог, содержащий C++ класс описания коллекции, и набор классов, описывающих новые компоненты.

Разработанный программный комплекс имеет следующие преимущества:

1. кроссплатформенное ядро, позволяющее создавать приложения для любых систем, поддерживающих стандарт C++x03 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 – простота создания внешних 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.

В пятой главе приведены результаты исследований модели нейрона с целью оптимизации параметров нейрона и методов их настройки, а также предложенных нейроморфных систем и методов их настройки.

Для анализа новых свойств модели нейрона были проведены исследования: (1) моделей функциональных элементов нейрона; (2) реакций нейрона на стимуляцию импульсными потоками; (3) нейронов с различной организацией дерева связывающих и преобразующих элементов; (4) нейронов различного размера с анализом отличий в реакциях моделей на тестовые последовательности импульсов.

Настройка параметров моделей основывалась на экспериментальных данных о процессах, протекающих в естественном нейроне. Далее эти параметры были зафиксированы и в дальнейшем во всех экспериментах с моделью нейрона и при формировании моделей нейроморфных систем управления изменялась только структура дерева связывающих и преобразующих элементов нейронов и формируемых нейронных сетей.

Типичным откликом нейрона является генерация пачек импульсов в ответ на периодическое внешнее возбуждение. На рис. 5 представлены ответы модели нейрона на последовательности импульсов с фиксированной частотой.

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

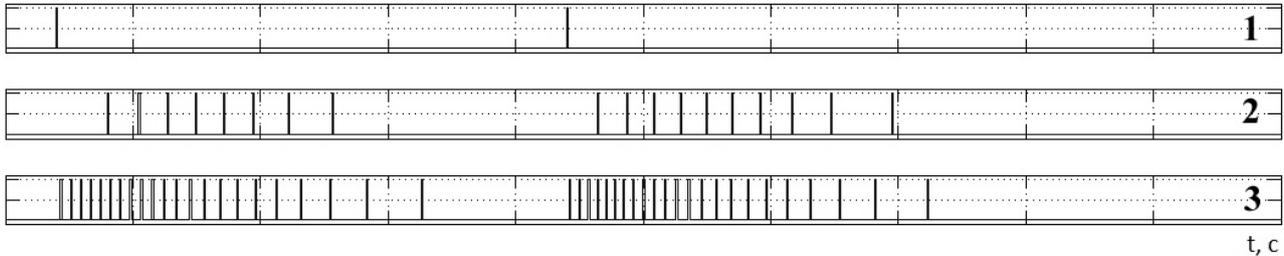


Рис. 5. Ответы нейрона на возбуждение различных участков мембраны: 1 – возбуждающее воздействие; 2 – дендрите; 3 – теле нейрона

С ростом размера тела при одинаковом возбуждении нейрона число импульсов в паттерне ответа нейрона уменьшается, а интервал между ними возрастает.

На рис. 6 представлена типичная частотно-частотная характеристика модели нейрона с различной структурой соединяющих и преобразующих элементов.

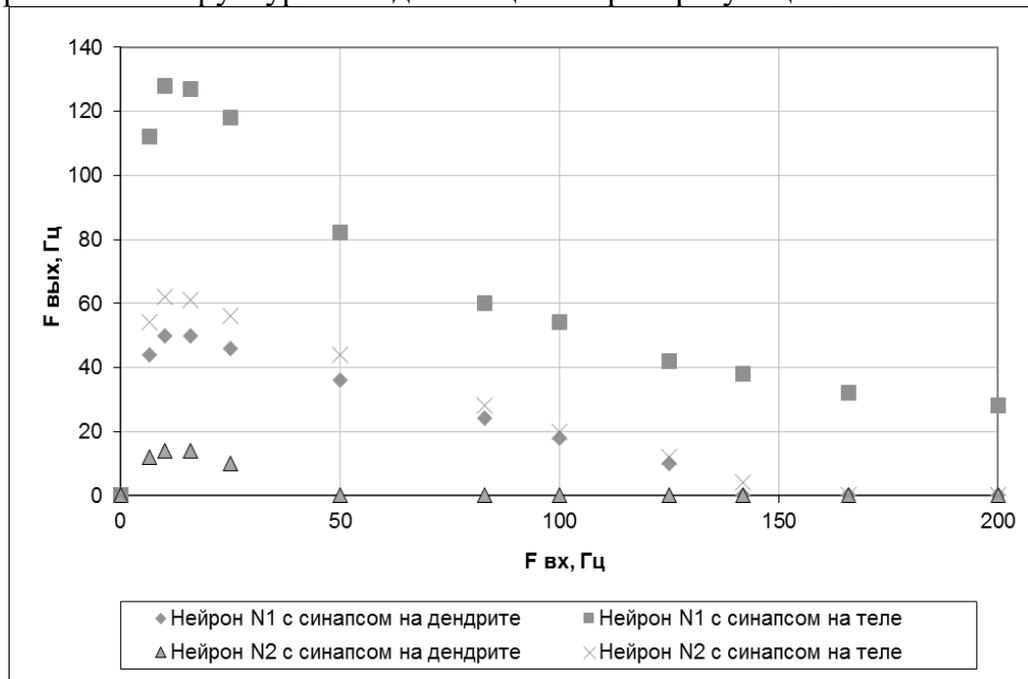


Рис. 6. Зависимость частоты ответов модели нейрона от частоты входной последовательности

N1 – нейрон небольшого размера, N2 – нейрон крупного размера

Можно видеть, что нейрон меньшего размера реагирует с большей частотой, а также к снижению частоты генерации приводит расположения входа на дендрите, а не на теле.

Спад в правой части графиков демонстрирует эффект пресинаптического торможения, когда при высокой частоте на входе нейрон снижает частоту реакции, или вовсе замолкает (в случае крупного нейрона) до тех пор, пока возбуждение не

будет снято. Эта особенность является одним из механизмов ограничения насыщения нейронной сети потоками импульсов.

На основе разработанной модели нейрона были промоделированы некоторые известные нейронные структуры, отвечающие за управление движением. В частности, схема возвратного торможения мотонейрон-клетка Реншоу в задачах регуляции мышечного сокращения. На базе этой схемы была разработана модель нейроморфного регулятора со структурной адаптацией, и исследована на примерах решения задач удержания обратного маятника на подвижном основании и управления моделью манипулятора. Качество управления в модели регулятора зависит, прежде всего, от числа управляющих элементов. Закономерно, что увеличение числа управляющих элементов улучшает управление: снижается амплитуда колебаний в эксперименте по поддержанию устойчивости обратного маятника на подвижном основании. Это подтверждает зависимость, представленная на рис. 7.

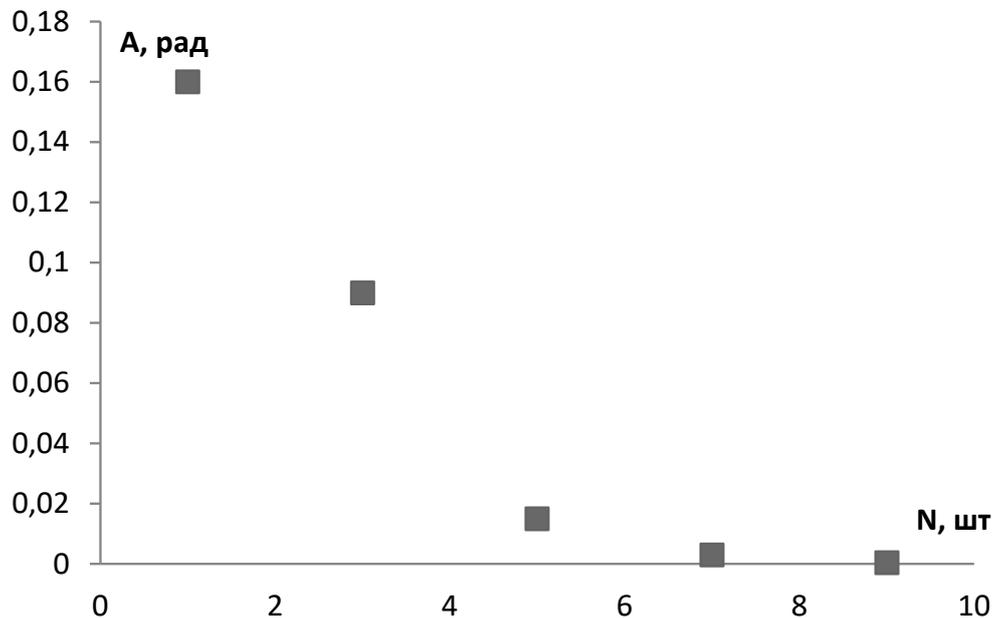


Рис. 7. Зависимость амплитуды колебаний звена от числа управляющих элементов

С ростом числа управляющих элементов существенно снижается амплитуда колебаний в положении равновесия. При этом перестройка структуры регулятора осуществляется во время функционирования системы.

Преимущества разработанной нейроморфной системы регулятора:

- Обеспечивает автоматическую перестройку структуры сети для достижения целевых показателей во время работы (не требует обучения).
- Обеспечивает устойчивость к отказу части сенсорных каналов (датчиков).
- Базовая структура и параметры сети регулятора не зависят от вида объекта управления.

Также были настроены нейронные сети с различным количеством управляющих элементов, в результате чего они научились воспроизводить $N \times M$ конфигураций модели двухзвенного манипулятора, где N и M – количество управляющих элементов в схеме управления первым и вторым звеном соответственно.

Кроме того, проведены эксперименты по запоминанию траектории движения в последовательности кольцевых структур из пар нейронов с положительными обратными связями, где под траекторией понимается последовательная смена положений уровня запоминания положений звена манипулятора.

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.

ОСНОВНЫЕ ПУБЛИКАЦИИ 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. Мусиенко // 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, ISSN 2016, St. Petersburg, Russia, July 6–8, 2016. Published on Advances in Neural Networks – ISSN 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. Клочков, В.Л. Косарева, Л.А. Станкевич // Робототехника и техническая кибернетика. - Изд-во ЦНИИ РТК. - 2014. - №2(3). - С.40-44.

Автореферат диссертации

БАХШИЕВ
Александр Валерьевич

**НЕЙРОМОРФНЫЕ СИСТЕМЫ УПРАВЛЕНИЯ НА ОСНОВЕ МОДЕЛИ
ИМПУЛЬСНОГО НЕЙРОНА СО СТРУКТУРНОЙ АДАПТАЦИЕЙ**

Текст автореферата размещен на сайтах:

Высшей аттестационной комиссии Министерства образования и науки Российской
Федерации

<http://vak2.ed.gov.ru/catalogue>

Федерального государственного бюджетного учреждения науки Санкт-
Петербургского института информатики и автоматизации Российской академии наук
(СПИИРАН)

<http://www.spiiras.nw.ru/DissSovet/Templates/PhDSchedule.htm>

Подписано в печать _____.

Формат 60x84 1/16. Бумага офсетная. Печать офсетная.

Усл.печ.л. 1,0. Тираж ___ экз.

Заказ №