

На правах рукописи



Шипагин Виктор Игоревич

**НЕЙРОСЕТЕВАЯ РЕАЛИЗАЦИЯ ПОЛИНОМИАЛЬНОГО МЕТОДА
СИНТЕЗА РЕГУЛЯТОРОВ С ДЕТЕРМИНИРОВАННЫМ
СПОСОБОМ ВЫБОРА АРХИТЕКТУРЫ И ИНИЦИАЛИЗАЦИИ
ВЕСОВЫХ КОЭФФИЦИЕНТОВ**

2.3.1 – Системный анализ, управление и обработка информации, статистика

Автореферат

диссертации на соискание ученой степени кандидата технических наук

Новосибирск – 2023

Работа выполнена в Федеральном государственном бюджетном образовательном учреждении высшего образования «Новосибирский государственный технический университет»

Научный руководитель: **Воевода Александр Александрович**
доктор технических наук, профессор, кафедра автоматизики, профессор.

Официальные оппоненты: **Белов Михаил Петрович**
доктор технических наук, доцент, Федеральное государственное автономное образовательное учреждение высшего образования «Санкт-Петербургский государственный электротехнический университет «ЛЭТИ» им. В.И. Ульянова (Ленина)», кафедра робототехники и автоматизации производственных систем, заведующий кафедрой;

Малышенко Александр Максимович
доктор технических наук, профессор, Федеральное государственное автономное образовательное учреждение высшего образования «Национальный исследовательский Томский политехнический университет», отделение автоматизации и робототехники, профессор.

Ведущая организация: Федеральное государственное автономное образовательное учреждение высшего образования «Южный федеральный университет», г. Ростов-на-Дону

Защита диссертации состоится «14» марта 2024 г. в 14-00 часов на заседании диссертационного совета 24.2.347.06 на базе Федерального государственного бюджетного образовательного учреждения высшего образования «Новосибирский государственный технический университет» по адресу: 630073, г. Новосибирск, пр. К. Маркса, д. 20, I корпус, конференц-зал.

С диссертацией можно ознакомиться в библиотеке Новосибирского государственного технического университета и на сайте по адресу: www.nstu.ru

Автореферат разослан «__» января 2024 г.

Ученый секретарь
диссертационного совета 24.2.347.06
д.т.н., доцент



Вагин Денис Владимирович

ОБЩАЯ ХАРАКТЕРИСТИКА РАБОТЫ

Актуальность темы. Вопрос возрастающих требований к системам автоматического управления (САУ) актуален в связи с повышением требований по точности, скорости и устойчивости систем. В связи с этим возрастают требования к точности задания параметров и структуры модели объектов управления (ОУ). Так, например, для учета внутренних взаимодействий элементов ОУ необходимо рассмотрение его многоканального варианта представления. Метод синтеза, использующий полиномиально-матричное разложение (*polynomial matrix fraction*, ПМР) матричной передаточной функции (МПФ) ОУ и регулятора (полиномиальный метод), является одним из направлений, рассматривающих синтез САУ для многоканальных объектов.

При использовании полиномиального метода синтеза для работы с нелинейными ОУ необходимо проведение линеаризации его математического описания. Однако в некоторых случаях для повышения качественных характеристик САУ необходимо в модели рассматриваемого ОУ учитывать различного рода нелинейности при синтезе регуляторов. В связи с отсутствием необходимости проводить сложные математические расчеты (как в случае с использованием, например, линеаризации обратной связью) набирает популярность один из подходов, призванных решить вопрос учета нелинейных характеристик ОУ. Он связан с использованием регуляторов, содержащих в своем составе искусственные нейронные сети (нейрорегуляторы НР – *neurocontrollers*). Такой тип управления принято называть нейроуправлением (*neurocontrol*).

Несмотря на широкое применение искусственных нейронных сетей (далее – нейронные сети) для управления различными техническими системами, остается ряд не до конца формализованных вопросов, к которым можно отнести выбор архитектуры и начальных весовых коэффициентов нейронной сети. От выбора архитектуры и начальных весовых коэффициентов зависит скорость сходимости алгоритмов обучения, а в некоторых случаях и способность НР решать выбранную задачу. В связи с этим разработка алгоритмов синтеза НР с детерминированным способом выбора архитектуры и инициализации весовых коэффициентов для моделей ОУ, содержащих нелинейные параметры, является актуальной задачей исследования.

Степень разработанности темы исследования. Теория синтеза регуляторов для многоканальных систем интенсивно развивается, что подтверждается множеством исследований в данном направлении, неоспоримый вклад в развитие которого внесли многие отечественные и зарубежные ученые: А. А. Александров, В. Н. Буков, А. А. Воевода, А. А. Воронов, А. Р. Гайдук, В. Ф. Дядик, Д. П. Ким, А. М. Малышенко, М. В. Мееров, Б. Т. Поляк, К. А. Пупков, В. В. Тютиков, Р. Albertos, P. J. Antsaklis, R. H. Bishop, F. Golnaraghi, C. T. Chen, M. Dahleh, R.C. Dorf, B. Kouvaritakis, Otto J. M. Smith, M. Vidyasagar, Q.G. Wang и др.

Полиномиальный метод синтеза многоканальных регуляторов для линейных многоканальных ОУ, описываемых квадратной МПФ, рассматривался в диссертационной работе К. М. Бобобекова, неквадратной МПФ – в работе В. Ю. Филюшова. Исследования в области синтеза регуляторов пониженного порядка освещались в работах А. В. Чехонадских, В. В. Вороного и Е. В. Шобы.

Нейроуправление активно внедряется для управления сложными системами различных областей промышленности, к числу которых можно отнести

нефтегазодобывающую, космическую, химическую, строительную и многие другие. НР используют для управления сложными техническими системами: стабилизации оптических устройств, прокладки курса морских судов, обезвешивания для систем раскрытия солнечных панелей и многое другое.

Значительный вклад в развитие нейроуправления внесли российские ученые: М. П. Белов, А. Н. Горбань, Ю. И. Еременко, В. И. Комашинский, М. Ю. Медведев, В. Х. Пшихопов, А. М. Сагдатуллин, В. А. Терехов, С. В. Феофилов, а также зарубежные: Д. А. Дзюба, А. Н. Чернодуб, N. Aplincourt, С. Bishop, А. Н. Bhatti, D. L. Elliott, S. Haykin, S. Omatu, O. Omidvar, E. Ronco, P.J. Werbos и др.

Целью диссертационного исследования является разработка алгоритма синтеза нейросетевых регуляторов с детерминированным способом выбора архитектуры и инициализации весовых коэффициентов для объектов управления, описываемых моделями, содержащими нелинейные характеристики.

Для достижения поставленной цели необходимо исследовать и решить следующие **задачи**:

- 1) предложить модификацию алгоритма синтеза регуляторов для ОУ, описываемых неквадратной МПФ с учетом наличия в системе звеньев запаздывания;
- 2) предложить метод выбора исходной архитектуры и инициализации весовых коэффициентов НР;
- 3) предложить метод решения проблемы взрывного и угасающего градиента при обучении НР рекуррентного типа;
- 4) разработать метод модификации архитектуры НР с учетом нелинейных параметров в составе модели ОУ;
- 5) разработать метод формирования обучающей выборки с учетом заданных пределов изменения параметров задания.

Объектом исследований являются многоканальные САУ с моделями ОУ, имеющими в своем составе нелинейные характеристики. В данных САУ требуется обеспечить целевое управление одной или несколькими выходными переменными и необходимо повысить качественные характеристики переходных процессов.

Предметом исследований является синтез регуляторов полиномиальным методом с использованием нейронных сетей для объектов, описываемых моделью с нелинейными параметрами, а также выбор архитектуры, инициализация весовых коэффициентов и обучение НР.

Методы исследования. Для выполнения поставленных в диссертационном исследовании задач применялись методы теории автоматического управления и теории матриц, некоторые разделы линейной алгебры, аппарат ПМР, нейросетевые и оптимизационные методы. Для выполнения вычислительных экспериментов использовались математические пакеты MathCAD и MatLAB.

Научная новизна. Следующие результаты диссертационного исследования характеризуют научную новизну работы:

- 1) предложена модификация алгоритма синтеза регуляторов для ОУ с неквадратной МПФ, позволяющая применять его для синтеза регулятора в случае наличия в модели ОУ звеньев запаздывания. Отличительной особенностью данной модификации является возможность применения модифицированного алгоритма для многоканальных моделей ОУ (п. 4, 5 паспорта специальности 2.3.1);

2) разработан метод выбора исходной архитектуры НР и инициализации его весовых коэффициентов, позволяющий получить изначально архитектуру и весовые коэффициенты по МПФ регулятора. Полученный НР без дополнительной настройки позволяет обеспечить устойчивость переходных процессов системы для объекта, описываемого линеаризованной моделью (п. 2, 4, 5 паспорта специальности 2.3.1);

3) предложен метод решения проблемы взрывного и угасающего градиента, возникающий при обучении НР рекуррентного типа методами, основанными на вычислении градиента и обратном распространении ошибки. Данное решение использует структурные преобразования дискретного регулятора, позволяющие перейти к нейронной сети прямого распространения вместо рассмотрения нейронной сети рекуррентного типа (п. 2, 4, 5 паспорта специальности 2.3.1);

4) предложен метод модификации архитектуры НР с учетом нелинейного характера и неопределенностей в составе модели ОУ, позволяющий модифицировать структуру НР таким образом, чтобы он смог управлять ОУ на основе модели с нелинейными параметрами в требуемом диапазоне возможных заданий системы. При этом модификации составлены таким образом, чтобы полученный НР позволял обеспечить устойчивость переходных процессов системы еще до начала его обучения (п. 4, 5 паспорта специальности 2.3.1);

5) разработан метод формирования обучающей выборки для тренировки нейросети, позволяющий сформировать обучающую выборку таким образом, чтобы НР смог успешно обучиться управлению объектом до заданных диапазонов значений задания. Способ формирования обучающей выборки основан на постепенном расширении диапазона возможных заданий при обучении НР до заданных пределов (п. 2, 4, 5 паспорта специальности 2.3.1);

б) предложен алгоритм синтеза НР, которые способны управлять в заданных пределах ОУ, содержащими в своем составе нелинейные характеристики. При работе алгоритма обеспечивается устойчивость переходных процессов системы на этапах выбора архитектуры, инициализации весовых коэффициентов и формировании обучающей выборки НР (п. 5, 14 паспорта специальности 2.3.1).

Практическая значимость и реализация результатов. Разработан алгоритм синтеза НР, предназначенных для управления многоканальными объектами, описываемыми нелинейными моделями. Учет нелинейных параметров позволяет получить САУ с более высокими показателями качества переходных процессов по сравнению с САУ, использующими регуляторы, полученные по линеаризованным моделям ОУ.

Результаты, полученные в диссертации в ходе проведения теоретических, прикладных и экспериментальных исследований, нашли применение при разработке следующих программ:

1) программа для синтеза нейросетевого регулятора управления нелинейной моделью перевернутого маятника на тележке // Свидетельство о регистрации программы для ЭВМ RU 2021610428, 14.01.2021. Заявка № 2020667800 от 28.12.2020;

2) программа для расчета регулятора для объекта с запаздыванием // Свидетельство о регистрации программы для ЭВМ RU 2021681431, 10.12.2021. Заявка № 2021680525 от 21.12.2021;

3) программа для расчета регулятора полиномиальным матричным методом для двигателя постоянного тока с независимым возбуждением при существенном

запаздывании управляющего сигнала // Свидетельство о регистрации программы для ЭВМ RU 2023618298, 21.04.2023. Заявка № 2023616685 от 08.04.2023.

Результаты диссертационной работы использованы для расчета системы гироскопической стабилизации оптического устройства кругового обзора (АО «Новосибирский приборостроительный завод», г. Новосибирск), которая позволила повысить точность стабилизации линии визирования за счет учета нелинейных характеристик в подшипниках и для расчета САУ бетоносмесительного комплекса (АО «Кульбтыстрой», г. Красноярск), которая позволила уменьшить время приготовления бетонной и растворной смеси и химических добавок, повысить точность дозирования компонентов бетонной и растворной смесей и химических добавок; исключить возможность возникновения брака по вине человеческого фактора. Результаты исследований использованы в рамках учебного процесса на кафедре «Автоматика» Новосибирского государственного технического университета (НЭТИ), г. Новосибирск, по дисциплине «Многоканальные системы управления», а также на кафедре «Теплогазоснабжение и вентиляция» Новосибирского государственного архитектурно-строительного университета (СИБСТРИН), г. Новосибирск, по дисциплине «Теплогазоснабжение».

Личный вклад автора. Под научным руководством доктора технических наук, профессора А.А. Воеводы выполнялась постановка задач диссертационного исследования. В публикациях [6 – 8, 27] выполнялись моделирование, численные эксперименты и проверка результатов вычислений. Результаты, составляющие основное содержание исследования, получены самостоятельно в процессе научной деятельности.

Личный вклад автора состоит в разработке методов построения нейросетевых моделей регуляторов с формализацией процедуры выбора архитектуры и начальных весовых коэффициентов нейронной сети. Предложено использовать структурные преобразования регулятора для нейронных сетей рекуррентного типа. Разработана методика синтеза регулятора для многоканальных систем, содержащих звенья запаздывания и неопределенности различной природы. Кроме этого, личный вклад автора состоит в разработке программ ЭВМ, выполняющий синтез НР и регуляторов для систем, содержащих звенья запаздывания. Совместно с другими авторами исследовались возможности по синтезу регуляторов для систем, содержащих неравное количество входных и выходных параметров.

Соответствие паспорту специальности. Диссертационная работа выполнена в соответствии с паспортом специальности 2.3.1 – Системный анализ, управление и обработка информации, статистика:

1) по пункту 2: «Формализация и постановка задач системного анализа, оптимизации, управления, принятия решений, обработки информации и искусственного интеллекта»;

2) по пункту 4: «Разработка методов и алгоритмов решения задач системного анализа, оптимизации, управления, принятия решений, обработки информации и искусственного интеллекта»;

3) по пункту 5: «Разработка специального математического и алгоритмического обеспечения систем анализа, оптимизации, управления, принятия решений, обработки информации и искусственного интеллекта»;

4) по пункту 14: «Разработка принципиально новых методов анализа и синтеза элементов систем управления с целью улучшения их технических характеристик».

На защиту выносятся следующие положения:

1) модификация алгоритма синтеза регуляторов для объектов с неквадратной МПФ. Данная модификация позволяет проводить синтез регуляторов с использованием полиномиально-матричного разложения МПФ объекта управления и регулятора, с учетом присутствия в системе звеньев запаздывания. Отличительной особенностью данной модификации является возможность ее применения для многоканальных ОУ;

2) детерминированный метод выбора архитектуры и инициализации весовых коэффициентов НР, основанный на информации о МПФ эталонного регулятора. Данный метод позволяет выбрать начальную архитектуру и весовые коэффициенты нейронной сети. Особенность данного метода состоит в применении разработанных правил для получения нейросетевого представления МПФ регулятора;

3) метод решения проблемы взрывного и угасающего градиента, возникающей при обучении НР рекуррентного типа методами, основанными на вычислении градиента и обратном распространении ошибки. Данное решение основано на структурных преобразованиях дискретного регулятора, которые позволяют с помощью предложенного алгоритма синтеза НР получить нейронную сеть прямого распространения вместо нейронной сети рекуррентного типа. Особенность применяемого подхода состоит в решении вопроса настройки нейронной сети с помощью структурных преобразований;

4) метод модификации архитектуры НР, позволяющий сохранить устойчивость переходных процессов системы. Отличительной чертой метода является итеративная процедура введения модификаций в НР. Использованию каждой модификации соответствует правило по корректировке весовых коэффициентов нейронной сети, необходимое для поддержания устойчивости переходных процессов. Модификация НР происходит до тех пор, пока полученной структуры будет достаточно для решения задачи управления объектом в заданных пределах;

5) метод формирования обучающей выборки для тренировки НР. Отличительной особенностью метода является предъявление нескольких вариантов обучающей выборки для тренировки нейронной сети. При этом каждая новая выборка данных соответствует постепенному расширению диапазона возможных значений параметров модели ОУ. Данный метод позволяет осуществлять обучение НР в случае, когда обучение на выборке данных, соответствующей сразу всем возможным значениям параметров ОУ не удастся осуществить;

6) алгоритм синтеза НР. Особенностью предложенного алгоритма является обеспечение устойчивости переходных процессов на всех этапах работы алгоритма, а также формализованный подход к выбору архитектуры и инициализации весовых коэффициентов, модификации архитектуры нейросети и формированию обучающей выборки. Применение данного алгоритма дает возможность повысить качественные характеристики управления ОУ, представленным нелинейной моделью, по сравнению со случаем использования регулятора, рассчитанного для ОУ на основе его линеаризованной модели.

Достоверность и обоснованность результатов подтверждается их апробацией через представление на конференциях различного уровня и публикациями

в рецензируемых журналах и изданиях. С использованием разработанного алгоритма решены задачи синтеза для ряда иллюстративных примеров, что подтверждается численным моделированием в пакетах MatLAB SIMULINK и MathCAD. Кроме этого, разработанный алгоритм применялся для решения задачи синтеза регуляторов на готовых изделиях, что подтверждается актами об использовании результатов диссертационного исследования на предприятиях.

Апробация работы. Основные положения и результаты диссертационной работы были представлены на Всемирном конгрессе по искусственному интеллекту и интернету вещей 2021 «IEEE World AI IoT Congress 2021» (г. Сиэтл, США, 2021 г.); Международной научно-практической конференции «Технические науки и инженерное образование для устойчивого развития» (г. Душанбе, Таджикистан, 2020 г.); Международной научно-технической конференции «RusAutoCon» (г. Сочи, 2021 г.); Международной конференции «Proceedings of the 2022 Conference of Russian Young Researches in Electrical and Electronic Engineering (2022 ElConRus)» (г. Санкт-Петербург, ЛЭТИ, 2022 г.); III Международной конференции по нейронным сетям и нейротехнологиям (NeuroNT'2022) (г. Санкт-Петербург, 2022 г.); IEEE International Conference of Young Professionals in Electron Devices and Materials (EDM) 2022 (Горный Алтай, НГТУ, 2022 г.); XIII, XIV, XV Международных научно-технических конференциях «Actual Issues of Architecture and Civil Engineering» (г. Новосибирск, НГАСУ (Сибстрин), 2020 – 2022 г.); XIX Международной научно-практической конференции (г. Саратов, СГТУ им. Гагарина Ю.А., 2023 г.); Международной конференции «IEEE XIV, XVI International Scientific Technical Conference on Actual Problems Of Electronic Instrument Engineering (APEIE – 2021, 2023)» (г. Новосибирск, НГТУ (НЭТИ), 2021, 2023 г.); Международной научно-практической конференции «Цифровизация и искусственный интеллект» (г. Душанбе, Таджикистан, 2023 г.); Всероссийской научной конференции молодых ученых «Наука Технологии Инновации» (г. Новосибирск, НГТУ (НЭТИ), 2020 г.); 65-й Всероссийской научной конференции МФТИ (г. Москва, МФТИ, 2023 г.), а также на конференциях «Научная сессия» (г. Новосибирск, НГТУ (НЭТИ), АВТФ 2020 – 2022).

Публикации. Всего опубликовано 30 печатных работ, в том числе 30 работ по теме диссертационного исследования, из них: количество публикаций, входящих в перечень ВАК по специальности диссертации 2.3.1 – 5; по смежным специальностям – 2; 8 статей в изданиях, проиндексированных в Scopus или Web of Science; 12 статей в материалах сборников международных и всероссийских конференций; монография – 1. Получено 3 свидетельства о регистрации программы для ЭВМ.

Структура и объем диссертации. Диссертационная работа состоит из введения, четырех глав, заключения, списка сокращений и условных обозначений, списка литературы, включающего 207 наименований, и четырех приложений. Общий объем диссертации составляет 169 страниц, включая 74 рисунка и 2 таблицы.

ОСНОВНОЕ СОДЕРЖАНИЕ РАБОТЫ

Во **введении** обоснована актуальность темы диссертации, теоретическая и практическая значимость работы, цель, основные задачи и методы исследования; рассматривается научная новизна и положения, выносимые на защиту, апробация и внедрение результатов; дается описание структуры диссертации.

В **первой главе** рассматривается синтез регуляторов модальным методом, использующим ПМР МПФ ОУ и регулятора. Предлагается модификация алгоритма

синтеза регуляторов для ОУ, описываемых неквадратной МПФ и содержащих в своем составе звенья запаздывания.

Рассматривается задача синтеза регулятора для многоканальных систем с управлением по отклонению:

$$\mathbf{y}(s) = \mathbf{W}_o(s)\mathbf{u}(s), \mathbf{u}(s) = \mathbf{W}_r(s)\mathbf{e}(s), \mathbf{e}(s) = \mathbf{v}(s) - \mathbf{y}(s), \quad (1)$$

где $\mathbf{e}(s)$ – отклонение; $\mathbf{v}(s)$ – задание; $\mathbf{y}(s)$ – выход системы; $\mathbf{u}(s)$ – управляющее воздействие; $\mathbf{W}_o(s)$, $\mathbf{W}_r(s)$ – МПФ ОУ и регулятора соответственно.

При применении полиномиального метода синтеза используют левое и правое ПМР МПФ ОУ и регулятора: $\mathbf{W}_o(s) = \mathbf{N}_r(s)\mathbf{D}_r^{-1}(s) = \mathbf{D}_l^{-1}(s)\mathbf{N}_l(s)$, $\mathbf{W}_r(s) = \mathbf{X}_r(s)\mathbf{Y}_r^{-1}(s) = \mathbf{X}_l^{-1}(s)\mathbf{Y}_l(s)$, где $\mathbf{W}_o(s) \in R[s]^{p \times m}$, $\mathbf{W}_r(s) \in R[s]^{m \times p}$, $R[s]^{p \times m}$ – множество матриц размером $p \times m$, элементами которых являются рациональные функции от s ; m, p – число входов и выходов); $\mathbf{N}_r(s)$, $\mathbf{N}_l(s) \in R[s]^{p \times m}$ – правый и левый «числители» МПФ ОУ; $\mathbf{D}_r(s) \in R[s]^{m \times m}$, $\mathbf{D}_l(s) \in R[s]^{p \times p}$ – правый и левый «знаменатели» МПФ ОУ; $\mathbf{X}_r(s)$, $\mathbf{X}_l(s) \in R[s]^{m \times p}$ – правый и левый «числитель» МПФ регулятора; $\mathbf{Y}_r(s) \in R[s]^{p \times p}$, $\mathbf{Y}_l(s) \in R[s]^{m \times m}$ – правый и левый «знаменатели» МПФ регулятора. В таблице 1 приведены варианты использования левого ПМР МПФ ОУ совместно с правым ПМР регулятора и наоборот. Другие варианты также возможны. Однако в данных случаях матричное полиномиальное уравнение замкнутой системы записывается в виде блочных, а не полиномиальных матриц. Ввиду сложности вычислений данные варианты здесь не рассматриваются.

Таблица 1 – Расчет ХМЗС и МПФ замкнутой системы согласно алгоритма синтеза регуляторов для многоканальных ОУ с неквадратной МПФ

Число каналов	$\mathbf{W}_o(s)$	$\mathbf{W}_r(s)$	ХМЗС	$\mathbf{W}_{cl}(s)$	Диофантово уравнение
$m > p$	$\mathbf{D}_l^{-1}(s)\mathbf{N}_l(s)$	$\mathbf{X}_r(s)\mathbf{Y}_r^{-1}(s)$	$\mathbf{D}_l(s)\mathbf{Y}_r(s) + \mathbf{N}_l(s)\mathbf{X}_r(s) = \mathbf{C}(s)$	$\mathbf{I} - \mathbf{Y}_r(s)\mathbf{C}(s)^{-1}\mathbf{D}_l(s)$	$\mathfrak{Z}\mathfrak{R} = \mathfrak{N}$
$m \leq p$	$\mathbf{N}_r(s)\mathbf{D}_r^{-1}(s)$	$\mathbf{X}_l^{-1}(s)\mathbf{Y}_l(s)$	$\mathbf{Y}_l(s)\mathbf{D}_r(s) + \mathbf{X}_l(s)\mathbf{N}_r(s) = \mathbf{C}(s)$	$\mathbf{N}_r(s)\mathbf{C}(s)^{-1}\mathbf{X}_r(s)$	$\mathfrak{R}\mathfrak{Z} = \mathfrak{N}$

Здесь \mathfrak{Z} – матрица Сильвестра; \mathfrak{R} – матрица параметров регулятора; \mathfrak{N} – матрица из коэффициентов характеристической матрицы $\mathbf{C}(s)$. Полиномиальная матрица $\mathbf{C}(s) \in R[s]^{m \times m}$ – желаемая ХМЗС. Задача синтеза заключается в расположении полюсов МПФ замкнутой системы на комплексной плоскости в процессе решения матричного полиномиального уравнения. Матричное полиномиальное уравнение относится к *диофантовым* уравнениям, решение которого состоит в нахождении неизвестных $\mathbf{Y}_l(s)$, $\mathbf{X}_l(s)$ для случая рассмотрения системы с моделью ОУ $m \leq p$ и $\mathbf{Y}_r(s)$, $\mathbf{X}_r(s)$ – для случая рассмотрения системы с ОУ $m > p$. В работах Chen С.Т. приводятся теоремы о необходимых условиях существования решения диофантового уравнения (регулятора), а также о выборе порядка регулятора.

В некоторых случаях для повышения точности моделирования поведения ОУ необходимо учитывать в его составе звенья запаздывания. Используется подход с аппроксимацией звена запаздывания с помощью дробно-рациональной функции,

представленной функцией Паде: $e^{-\tau s} \approx \frac{1 - \tau s / 2 + (\tau s)^2 / 12 - \dots}{1 + \tau s / 2 + (\tau s)^2 / 12 + \dots}$, где τ – время

запаздывания. Число членов функции Паде выбирается исходя из требований к точности аппроксимации звена запаздывания. Особенностью применения данного подхода является присутствие в полученной передаточной функции, реализующий аппроксимацию звена запаздывания, только «устойчивых» полюсов (т. е. таких полюсов, которые имеют отрицательную вещественную часть).

Приведена модификация алгоритма синтеза многоканальных регуляторов для объектов с неквадратной МПФ. Данная модификация разработана для алгоритма, предложенного Филюшовым В.Ю., и позволяет проводить синтез регуляторов для объектов, многоканальные модели которых содержат звенья запаздывания в своей структуре. Суть модификации состоит в выборе корней определителя ХМЗС таким образом, чтобы в нем были представлены полюса передаточной функции звена запаздывания. Представим выражения из третьей строки таблицы 1 в виде:

$$\mathbf{D}_r(s) = \mathbf{D}'_r(s)c''(s)\mathbf{E}, \quad \mathbf{C}(s) = \mathbf{C}'(s)c''(s)\mathbf{E}, \quad \mathbf{X}_l(s) = \mathbf{X}'_l(s)c''(s)\mathbf{E},$$

где $\mathbf{D}'_r(s)$ – матрица, содержащая «знаменатель» МПФ ОУ без учета полюсов звена запаздывания; $\mathbf{C}'(s)$ – матрица, по главной диагонали которой расположены желаемые полюса ХМЗС; $c''(s)$ – полином с корнями, соответствующими полюсам звена запаздывания; \mathbf{E} – единичная матрица; $\mathbf{X}'_l(s)$ – матрица, соответствующая «числителю» МПФ регулятора, не содержащему $c''(s)$. Тогда систему матричных полиномиальных уравнений (после проведения сокращений, которые соответствуют понижению порядка рассматриваемой системы) можно представить в виде

$$\mathbf{Y}_l(s)\mathbf{D}'_r(s) + \mathbf{X}'_l(s)\mathbf{N}_r(s) = \mathbf{C}'(s). \quad (2)$$

В системе уравнений (2) произошло понижение порядка по сравнению с изначальной системой (четвертый столбец вторая строка таблицы 2) благодаря отделению из матриц $\mathbf{D}_r(s)$, $\mathbf{C}(s)$, $\mathbf{X}_l(s)$ полиномов, соответствующих характеристическому полиному передаточной функции звена запаздывания. При синтезе регулятора звено запаздывания будет учтено благодаря преобразованию числителя МПФ регулятора: $\mathbf{X}_l(s) = \mathbf{X}'_l(s)c''(s)\mathbf{E}$.

Во второй главе рассмотрены вопросы, возникающие при синтезе и настройке НР, а именно: выбор структуры нейронной сети и инициализация весовых коэффициентов. На примере различных архитектур со схожей сложностью нейронных сетей показана зависимость ошибки обобщения¹ от числа скрытых слоев нейронной сети. Рассмотрена проблема обучения нейронных сетей рекуррентного типа с помощью методов, основанных на вычислении градиента и обратном распространении ошибки. Приведены настройки, применяемые для обучения нейронных сетей, которые используются в данной работе. Описаны структурные преобразования САУ, позволяющие расширить возможности по управлению ОУ. Приведен пример оптимизации структуры НР с использованием информации о статической характеристике САУ.

¹ частота сделанных нейронной сетью ошибок при ее тестировании на не встречающихся при обучении примерах [Haykin, Simon S. Neural Networks: A Comprehensive Foundation. / Simon S. Haykin //1998. – 1104 p.]

Рассматриваются НР прямого распространения: $\mathbf{u}_t = F(\mathbf{e}_t)$, где \mathbf{u}_t , \mathbf{e}_t – соответственно выход и вход нейронной сети в момент времени t ; F – функция, реализуемая с помощью нейронной сети.

При синтезе НР довольно часто приходится иметь дело с архитектурой нейронной сети, в которой учитываются состояния с задержкой во времени $\mathbf{u}_t = F(\mathbf{u}_{t-1}, \mathbf{e}_t)$. Открыт вопрос обучения данного типа нейронных сетей методами, основанными на вычислении градиентов и обратном распространении ошибки. Он проявляется в взрывном или угасающем градиенте и прекращении процесса обучения, возникающем по причине применения цепного правила при вычислении сложной функции. Если $|\sigma'| < 1$ проявляется проблема угасающих градиентов, а в случае $|\sigma'| > 1$ взрывающихся градиентов, σ – функция активации.

Рассматриваются нейронные сети с использованием прямых методов нейроуправления (нейросеть обучается непосредственно генерировать управляющие воздействия на ОУ) с подражающим нейроуправлением (обучение НР происходит на основе примеров работы эталонного регулятора). Набор данных делится на обучающую выборку TrS (70% от набора данных), валидационную выборку VS (15% от набора данных), тестовую выборку TS (15% от набора данных).

В качестве алгоритма обучения применяется алгоритм Левенберга – Марквардта. Для функции вычисления потерь используется функция среднеквадратичного отклонения
$$MSE(TrS) = |I|^{-1} \sum \|\mathbf{u}(t_i) - \tilde{\mathbf{u}}(t_i)\|_2 \rightarrow \min,$$
 где $\mathbf{u}(t_i)$ – значение выхода нейронной сети в момент времени t_i . Задача обучения состоит в минимизации данной функции.

Приведены условия остановки алгоритма обучения. Остановка алгоритма происходит при положительном результате обучения (считаем, что нейронная сеть обучена) в случае, если выполнены все условия: $MSE(TrS) \leq 1 \cdot 10^{-4}$, $|MSE(TS) - MSE(TrS)| \leq 9 \cdot 10^{-4}$, $|MSE(VS) - MSE(TrS)| \leq 9 \cdot 10^{-4}$. Также обучение может остановиться при выполнении любого из условий (в данном случае считаем, что нейронную сеть не удалось обучить): превышено максимальное число эпох обучения (1000), превышено максимальное число ошибок в уменьшении функции потерь для VS (6), достигнуто минимальное значение вычисляемого градиента ($1 \cdot 10^{-7}$).

На основании приведенных преимуществ и открытых вопросов при синтезе регуляторов рассмотренными модальным и нейросетевым методами делается вывод об актуальной постановке задачи исследования, заключающейся в разработке формализованного алгоритма синтеза НР для многоканальных моделей ОУ, содержащих нелинейные характеристики.

В третьей главе затрагивается вопрос стратегии обучения НР и метод возможной оптимизации структуры НР. Предложен один из вариантов решения вопроса обучения рекуррентной нейронной сети, а также алгоритм синтеза НР с детерминированным способом выбора архитектуры и инициализацией весовых коэффициентов. Приводятся примеры использования данного алгоритма для систем, содержащих нелинейности и нестационарные непараметрические неопределенности в составе ОУ.

При обучении НР, содержащего обратные связи (рекуррентный типа нейронной сети), методами, основанными на вычислении градиента, возникает **проблема**

взрывных и угасающих градиентов. Предлагаемое решение данного вопроса основано на структурных преобразованиях дискретного регулятора, позволяющих перейти к рассмотрению НР прямого распространения вместо НР рекуррентного типа.

Пусть имеется дискретный регулятор, представленный в виде структурной схемы и содержащий обратные связи. Необходимо добавить в структурную схему регулятора входные и выходные каналы по числу обратных связей. С помощью вновь добавленных каналов обратные связи «выносятся» за пределы рассматриваемого регулятора и будут учитываться в структуре «регулятор – объект». В результате получен дискретный регулятор, не содержащий обратных связей. Структурные преобразования не изменили характер протекающих процессов внутри системы. При дальнейшем переходе к нейросетевому представлению регулятора он не будет также содержать обратных связей, а значит, не будет возникать проблемы взрывных и угасающих градиентов при обучении методами, основанными на вычислении градиента и обратном распространении ошибки.

Данный подход демонстрируется на примере дискретного регулятора (рисунок 1), рассчитанного для системы стабилизации оптического устройства. Здесь $e(s)$ – рассогласование между заданием и выходом системы, $u(s)$ – управляющее воздействие. Присутствуют две обратные связи. Добавляются входные (**input2**, **input3**) и выходные (**out1**, **out2**) каналы. Обратные связи выносятся за пределы рассматриваемого регулятора (рисунок 2).

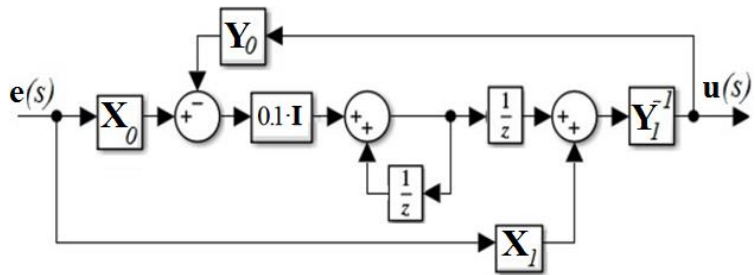


Рисунок 1 – Структурная схема дискретного регулятора

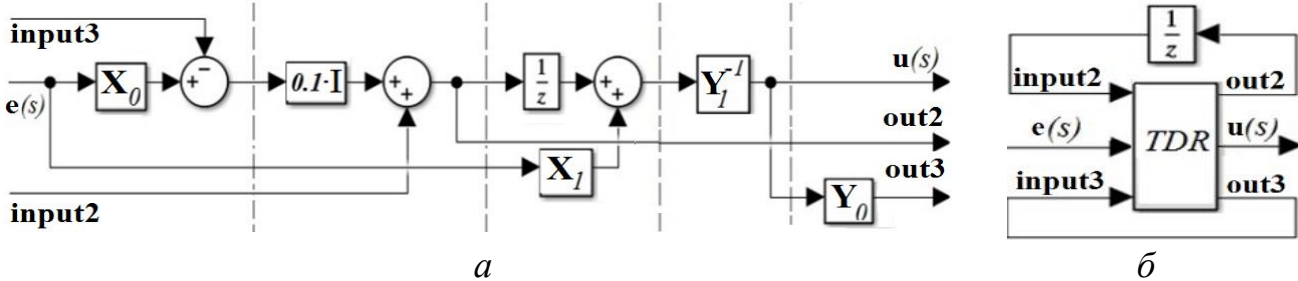


Рисунок 2 – Структурная схема для преобразованного дискретного регулятора TDR – а, для фрагмента системы с вынесенными за пределы регулятора обратными связями – б

Алгоритм синтеза НР с детерминированным способом выбора архитектуры и инициализацией весовых коэффициентов.

Пусть дано: 1) САУ с линеаризованной многоканальной моделью ОУ: $F(W_o(s), W_r(s), v)$, где $W_r(s)$ – МПФ регулятора, $W_o(s)$ – МПФ линеаризованной модели ОУ, v – задание; 2) переходные процессы $F(W_{no}(s), W_r(s), v)$ устойчивы, $\forall v \in [v_{min}; v_{max}]$, где $W_{no}(s)$ – МПФ нелинейной модели ОУ; 2) желаемый диапазон возможных значений вектора задания $\tilde{v}_{min} \leq v \leq \tilde{v}_{max}$. При этом $\|\tilde{v}_{min}\|_2 \geq \|v_{min}\|_2$, $\|\tilde{v}_{max}\|_2 \geq \|v_{max}\|_2$; 3) нелинейные характеристики $W_{no}(s)$ несутельственны. **Требуется:** сформировать САУ $F(W_{no}(s), NN^*, v)$ с использованием НР, способную управлять ОУ на основе $W_{no}(s) \forall v \in [\tilde{v}_{min}; \tilde{v}_{max}]$, где NN^* – модифицированный НР.

Далее приведем шаги, необходимые для синтеза НР:

Шаг 1. Получение регулятора в дискретном виде $W_r(z)$. Шаг выбирается с учетом близости переходных процессов на выходе систем $F(W_o(s), W_r(s), v)$ и $F(W_o(s), W_r(z), v)$.

Шаг 2. Получение структурной схемы $W_r(z)$. Если структурная схема содержит обратные связи, то переход к шагу 3, иначе шаг 4.

Шаг 3. Преобразование структурной схемы дискретного регулятора для вывода обратных связей за пределы регулятора. В результате получен преобразованный регулятор $W_r^*(z)$.

Шаг 4. Применение метода выбора исходной архитектуры и весовых коэффициентов состоит в получении нейросетевого представления регулятора $W_r^*(z)$ по следующим правилам: 1) в НР используются линейные функции активаций; 2) отклонения в нейронах не используются; 3) значения коэффициентов усиления в структурной схеме соответствуют значениям весовых коэффициентов нейронной сети; 4) сумматоры и блоки запаздывания структурной схемы дискретного регулятора переносятся в нейросетевое представление без изменений.

Шаг 5. Метод модификации архитектуры НР состоит в постепенном вводе изменений в нейронную сеть до момента, пока не будет достигнута достаточная сложность полученной структуры для решения поставленной задачи. Ввод модификации происходит с входного слоя и заканчивается выходным слоем. Применяются следующие виды модификаций: изменение функции активации с линейных на нелинейные, добавление нейронов в слой, добавление первого слоя в нейронную сеть. При этом весовые коэффициенты вновь полученной нейронной сети корректируются согласно правилам, указанным в алгоритме, таким образом, чтобы сохранялась устойчивость переходных процессов на выходе системы со значениями задания, сформированного на шаге 6.

Шаг 6. Подбор значений задания v при которых система $F(W_{no}(s), NN^*, v)$ сохраняет устойчивость. Если при подобранных значениях задания переходные процессы системы неустойчивые, то уменьшаем значения задания $v = 0.5v$. В случае если при текущем задании нейронная сеть успешно обучена, то увеличиваем значения задания $v = 2v$.

Шаг 7. Формирование выборки данных и обучение НР с учетом нелинейных параметров в составе ОУ. Используемый тип обучения – «с учителем». Соблюдается принцип постепенного увеличения сложности управления системой. Если обучение прошло успешно (достигнуто условие минимума функции потерь), то переход к шагу 6 с увеличением значений параметров задания. Если обучение прошло неуспешно (остановка алгоритма обучения по любому критерию, кроме достижения минимума функции потерь), то выполняется шаг 5. Продолжать выполнение шага 7, пока не будет достигнут диапазон значений $[\tilde{v}_{\min}; \tilde{v}_{\max}]$.

Шаг 8. Реализация САУ с нейрорегулятором. **Конец алгоритма.**

Разработаны структурные преобразования дискретного регулятора, позволяющие в дальнейшем получать НР с нейронной сетью прямого распространения вместо нейронной сети рекуррентного типа. Предложен алгоритм синтеза НР с детерминированным способом выбора архитектуры и инициализации весовых

коэффициентов нейронной сети. Продемонстрирован пример работы алгоритма синтеза НР на примере модели ОУ «инверсный маятник на тележке», содержащей нелинейности и неопределенности, смоделированные мультипликативной помехой. Предложены архитектура и начальные весовые коэффициенты нейронной сети. Приводятся рекомендации по модификации начальной архитектуры НР для обеспечения учета нелинейных характеристик модели ОУ. Полученный НР позволил расширить диапазон возможных заданий на перемещение тележки до требуемых значений при условии стабилизации инверсного маятника в вертикальном положении по сравнению с регулятором, полученным полиномиальным методом.

В четвертой главе рассматривается задача синтеза НР для системы гироскопической стабилизации оптического устройства кругового обзора. Рассмотрены следующие модели ОУ, чтобы на примере САУ, синтезированных для них, показать возможность реализации необходимых динамических свойств устройства кругового обзора: 1) два независимых элемента на подвижном основании позиционера (с возможностью перемещения в одной плоскости); 2) двухстепенная система подвижного основания с одним независимым элементом на опорной стойке. Данные ОУ рассмотрены с учетом нелинейного характера моделей. Синтез НР осуществляется по алгоритму, приведенному в третьей главе. Рассмотрена задача синтеза НР с помощью метода обратного пропуска ошибки через прямой нейроэмулятор. В качестве примера приведена система «инверсный маятник на подвижном основании». Показан пример синтеза блока имитации нелинейной модели объекта с помощью нейронной сети (нейроэмулятор). Настройка НР происходит при пропуске ошибки через нейроэмулятор методом обратного распространения.

Подвижная платформа с двумя независимыми элементами, расположенными на опорных стойках, представляется системой дифференциальных уравнений: $M\ddot{x} = -m_1g\theta_1 - m_2g\theta_2 + u$, $\ddot{x} + l_1\ddot{\theta}_1 = g\theta_1$, $\ddot{x} + l_2\ddot{\theta}_2 = g\theta_2$, где x – положение центра масс платформы; u – управляющее воздействие; M – масса платформы; θ_1, θ_2 – углы опорных стоек первого и второго независимых элементов соответственно; l_1, l_2 – длина опорных стоек первого и второго элементов соответственно; m_1, m_2 – масса первого и второго элементов соответственно. Пусть $M = 10$ кг, $m_1 = m_2 = 1$ кг, $l_1 = 1$ м, $l_2 = 2$ м, $g = 10$ м/с². Рассмотрим данную многоканальную систему с задачей стабилизации углов отклонений элементов в устойчивом положении $\theta_1 = \theta_2 = 0^\circ$. При этом потребуем также перемещение центра масс платформы в необходимое положение \tilde{x} .

Получен регулятор $W_{reg}(s) = (s+7)^{-1}(-3507s - 11061 \quad 3278s + 7074 \quad 7s + 1)$ с учетом желаемой ХМЗС $\tilde{C}(s) = \text{diag}[(s+1)^7]$, $\tilde{C}(s) \in R[s]^{3 \times 3}$. Регулятор приводится к дискретному виду с шагом дискретизации $\Delta t = 0.01$ с: $W_r(z) = (z-0.9)^{-1}(-3507z + 3400 \quad 3278z - 3210 \quad 7z - 6.9)$. С помощью структурных преобразований он приводится к виду нейронной сети прямого распространения. В качестве модификации НР принято введение в первый и второй слой функций активации – \tanh (рисунок 3).

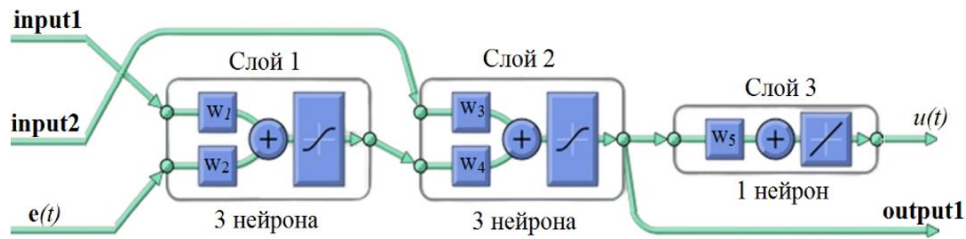


Рисунок 3 – Модифицированный НР

Здесь $\mathbf{input1}(t)$, $\mathbf{input2}(t)$, $\mathbf{input1}(t) \in R^{3 \times 1}$ – вспомогательные входные/выходные каналы, полученные после приведения рекуррентной сети к сети прямого распространения; $\mathbf{e}(t)$ – вектор рассогласования между выходом системы и заданием на выходные величины; $\mathbf{u}(t)$ – вектор управляющих воздействий.

Для обучения потребовалось формирование двадцати двух наборов данных DS , соответствующих заданиям: $\mathbf{v1} = (0 \ 0 \ 0.1)^T$, $\mathbf{v2} = (0 \ 0 \ 0.2)^T$, $\mathbf{v3} = (0 \ 0 \ 0.4)^T$, ..., $\mathbf{v11} = (0 \ 0 \ 1)^T$, $\mathbf{v12} = (0 \ 0 \ -0.1)^T$, ..., $\mathbf{v22} = (0 \ 0 \ -1)^T$ и около 11 000 эпох. Для демонстрации работы САУ в качестве заданий на вход системы подавались значения: $\tilde{x} = 1$ м, $\tilde{\theta}_1 = 0^\circ$, $\tilde{\theta}_2 = 0^\circ$ (рисунок 4):

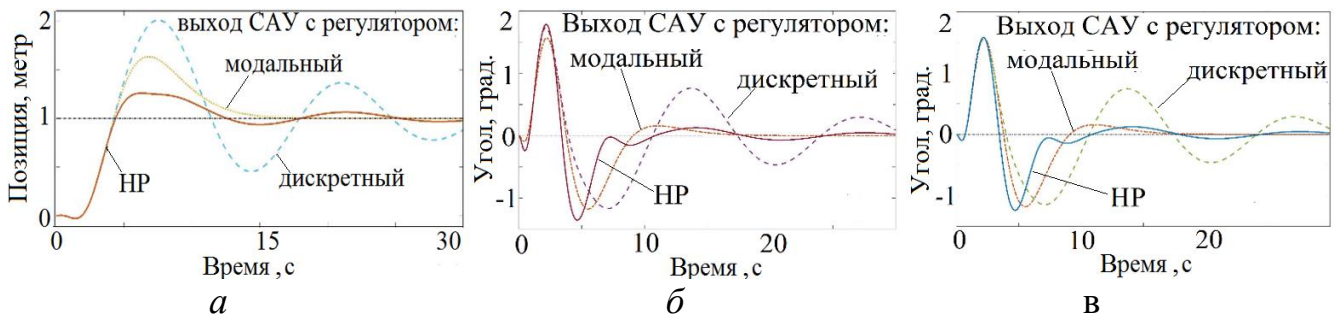


Рисунок 4 – Переходные процессы системы по позиции подвижного основания – a , по углам опорных стоек первого и второго элементов соответственно – b , v

Применение САУ $F(\mathbf{W}_o(s), \mathbf{NN}^*, \mathbf{v}(t))$ позволяет улучшить динамику системы: уменьшить перерегулирование, сократить время переходного процесса и уменьшить его колебательность по сравнению с переходными процессами на выходе САУ $F(\mathbf{W}_o(s), \mathbf{W}_r(s), \mathbf{v}(t))$ и $F(\mathbf{W}_o(s), \mathbf{W}_r(z), \mathbf{v}(t))$.

Двухстепенная система подвижного основания с одним независимым элементом на опорной стойке. Платформа массой M способна перемещаться как вдоль оси X , так и вдоль оси Y . К платформе закреплена опора с элементом массой m . Данная система отслеживает в каждый момент времени текущий угол отклонения опоры от вертикали с проекцией на плоскость ZOY – φ и с проекцией на плоскость ZOX – θ , а также текущие координаты центра платформы (x, y) . Длина опоры составляет l . Нелинейная математическая модель может быть представлена в виде

$$\begin{cases} (M + m)\ddot{x} + ml\ddot{\theta}\cos\theta - ml\dot{\theta}^2\sin\theta = F_x, \\ (M + m)\ddot{y} - ml\ddot{\theta}\sin\theta\sin\varphi + ml\dot{\varphi}\cos\theta\cos\varphi - \\ - ml(\dot{\theta}^2 + \dot{\varphi}^2)\cos\theta\sin\varphi - 2ml\dot{\theta}\dot{\varphi}\sin\theta\cos\varphi = F_y, \\ ml^2\ddot{\theta} + ml\dot{x}\cos\theta - ml\dot{y}\sin\theta\sin\varphi + ml^2\dot{\varphi}^2\cos\theta\sin\theta - mgl\sin\theta\cos\varphi = 0, \\ ml^2\dot{\varphi}\cos^2\theta + ml\dot{y}\cos\theta\cos\varphi - 2ml^2\dot{\theta}\dot{\varphi}\cos\theta\sin\theta - mgl\cos\theta\sin\varphi = 0. \end{cases} \quad (3)$$

Линеаризованная математическая модель:

$$\begin{cases} (M + m)\ddot{x} + ml\ddot{\theta} = F_x, & ml^2\ddot{\theta} + ml\ddot{x} - mgl\theta = 0, \\ (M + m)\ddot{y} + ml\ddot{\phi} = F_y, & ml^2\ddot{\phi} + ml\ddot{y} - mgl\phi = 0, \end{cases} \quad (4)$$

где F_x – сила, приложенная к платформе вдоль оси X ; F_y – сила, приложенная к платформе вдоль оси Y . В качестве параметров модели ОУ приняты следующие: $m = 1$, $M = 10$, $l = 1$, $g = 10$. Данные параметры взяты для компактности изложения материала. Необходимо построить САУ, которая выводит центр платформы в заданные координаты (\tilde{x}, \tilde{y}) , при этом также необходимо стабилизировать опоры в вертикальном положении ($\tilde{\phi} = 0^\circ, \tilde{\theta} = 0^\circ$).

Согласно алгоритму для синтеза НР, способного управлять ОУ, представленного системой (3), сначала необходимо получить регулятор для ОУ на основе его линеаризованной модели (4). Такой регулятор получен полиномиальным методом. С учетом желаемой ХМЗС $\tilde{C}(s) = \text{diag}\{(s+1)^5\}$ МПФ этого регулятора имеет вид

$$W_r(s) = \mathbf{X}_r(s)\mathbf{Y}_r^{-1}(s) = \frac{-1}{12s+60} \begin{pmatrix} 11(5s+1) & 5s+1 & 2575s+7811 & 5s+1 \\ 5s+1 & 11(5s+1) & 5s+1 & 2575s+7811 \end{pmatrix}.$$

Числовые матрицы «числителя» и «знаменателя» левого взаимно простого полиномиально-матричного разложения МПФ регулятора: $\mathbf{Y}_0 = 60\mathbf{E}$, $\mathbf{Y}_1 = 12\mathbf{E}$,

$$\mathbf{X}_0 = \begin{pmatrix} -11 & -1 & -7811 & -1 \\ -1 & -11 & -1 & -7811 \end{pmatrix}, \quad \mathbf{X}_1 = \begin{pmatrix} -55 & -5 & -2575 & -5 \\ -5 & -55 & -5 & -2575 \end{pmatrix},$$

где $\mathbf{E} \in \mathbb{R}^{2 \times 2}$ – единичная матрица. Далее – применим алгоритм синтеза НР.

Шаги 1, 2. Структурная схема дискретного регулятора (рисунок 5). Шаг дискретизации $\Delta t = 0.1$ с. Пунктирной линией выделены четыре блока, которые будут преобразованы в слои нейронной сети (на шаге 4).

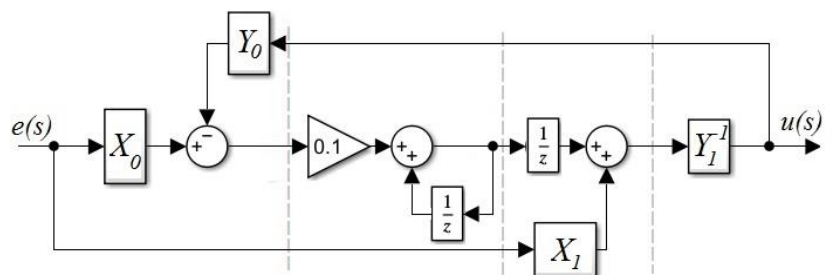


Рисунок 5 – Структурная схема дискретного регулятора

Шаг 3. Обратные связи в регуляторе присутствуют и будут вынесены за пределы рассматриваемого регулятора. Для этого дополнительно введены входные каналы input2, input3, а также выходные каналы out2, out3. Полученный структурный вид дискретного регулятора показан на рисунке 6.

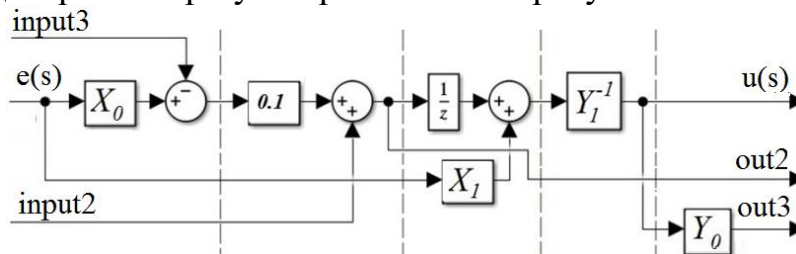


Рисунок 6 – Структурный схема регулятора без обратных связей

Шаг 4. Дискретный регулятор в нейросетевом виде показан на рисунке 7:

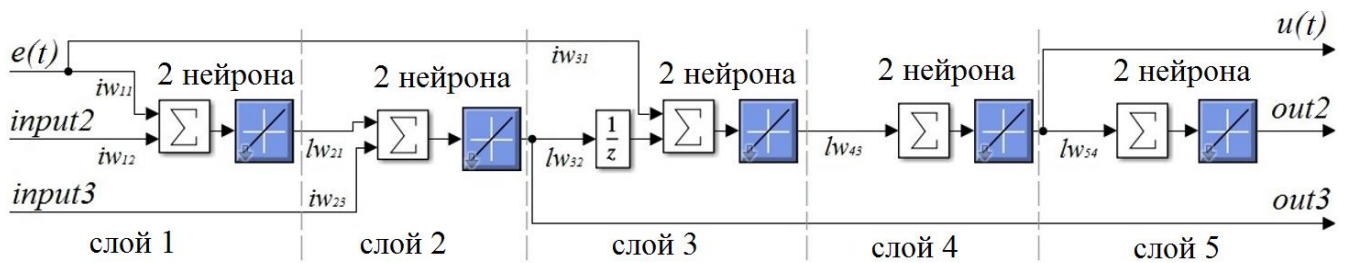


Рисунок 7 – Структурный вид НР

где $iw_{11}, iw_{12}, iw_{23}, iw_{31}, lw_{21}, lw_{32}, lw_{43}, lw_{54}$ – векторы весовых коэффициентов.

Шаг 5. Для расширения возможностей по управлению объектом на основе МПФ с нелинейными параметрами проводятся модификации НР: в первом, втором и третьем слоях нейросети используется функция активации \tanh . Получен НР – NN*.

Шаги 6 – 8. Процедура настройки NN* начинается с устойчивых переходных процессов САУ $F(W_{no}(s), NN^*, v(t))$ при задании $v = (-0.1 \ 0.1 \ 0 \ 0)$. В качестве обучающей выборки выступают пары входных и выходных значений работы эталонного регулятора $W_r^*(z)$ в САУ $F(W_o(s), W_r^*(z), v(t))$ с шагом $\Delta t = 0.1$ с (для каждого задания v величина выборки $|DS| = 201$). Процедура обучения состоит в постепенном расширении диапазона значений задания до диапазона $\tilde{x}, \tilde{y} \in [-8; 8]$. В данном примере было сформировано 28 учебных выборок. Процесс обучения занял около 22 500 эпох. На рисунке 8 сравниваются выходы САУ $F(W_{no}(s), NN^*, v(t))$ (пунктирная линия) и САУ $F(W_{no}(s), W_r(z), v(t))$ (сплошная линия).

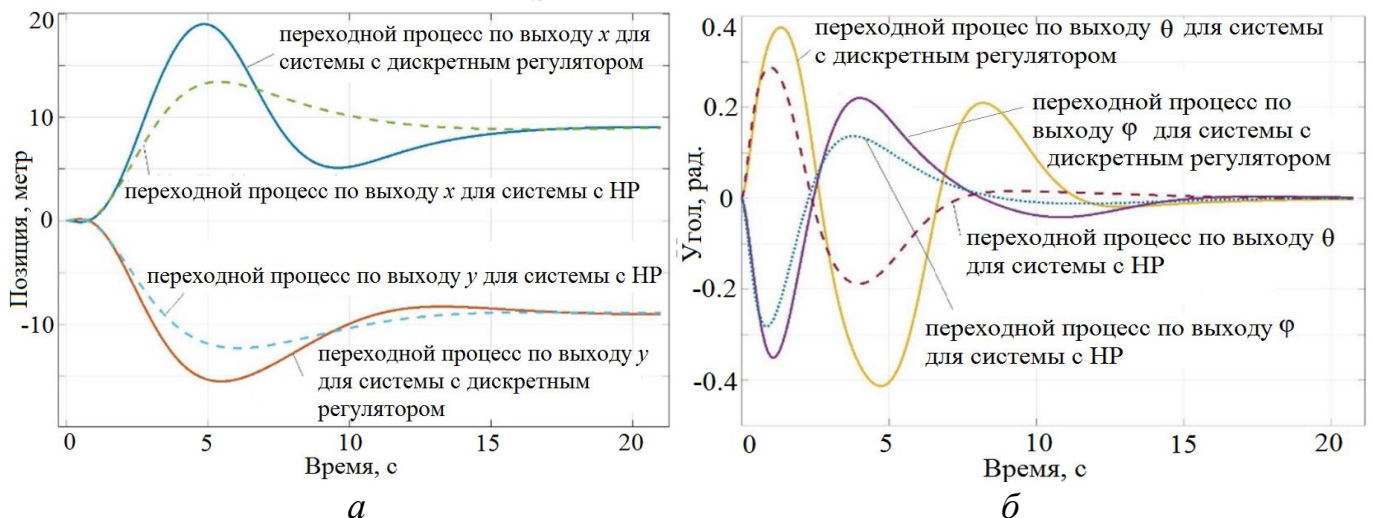


Рисунок 8 – Графики переходных процессов системы для положения подвижной платформы – а, для углов отклонения опоры от вертикали – б

Приведены переходные процессы для заданий системы ($\tilde{x} = \tilde{y} = 9$) на границе устойчивости для САУ $F(W_{no}(s), W_r(z), v(t))$ т. к. используемый дискретный регулятор рассчитан для объекта, описываемого линеаризованной моделью (4). Применение САУ $F(W_{no}(s), NN^*, v(t))$ позволило повысить качество переходных процессов.

Продемонстрированы примеры применения алгоритма синтеза НР для неустойчивых многоканальных ОУ: двух независимых элементов на подвижном основании позиционера (с возможностью перемещения в одной плоскости); двухстепенной системы подвижного основания с одним независимым элементом на опорной стойке. Они приняты в качестве упрощенных моделей объектов, чтобы на примерах систем, синтезированных для них, показать возможность реализации

необходимых динамических свойств оптического устройства кругового обзора. Расчеты предоставлены в группу комплексных систем АО «НПЗ» для использования при синтезе САУ реальным объектом. Также установлено, что схема нейроуправления, использующая нейроэмулятор для настройки НР, позволила расширить возможности управления системой с помощью НР, полученных по алгоритму, предложенному в разделе 3. Таким образом, данную схему нейроуправления можно рассматривать в качестве дополнения к указанному алгоритму.

В *заключении* отражены результаты диссертационного исследования. В *приложениях* приведены копии актов об использовании и внедрении результатов, свидетельства о регистрации программ, определения понятий и терминов, используемых в диссертации и модифицированный алгоритм синтеза многоканальных регуляторов с учетом звеньев запаздывания в составе объекта управления.

ОСНОВНЫЕ РЕЗУЛЬТАТЫ ИССЛЕДОВАНИЯ

1. Предложена модификация алгоритма синтеза многоканальных регуляторов для ОУ, представляемых через неквадратную МПФ. Она позволяет применять указанный алгоритм для случая присутствия в модели ОУ звеньев запаздывания. Модификация алгоритма заключается в сохранении устойчивых полюсов в замкнутой системе, полученных в результате аппроксимации звена задержки функцией Паде, что соответствует заданию этих полюсов во множестве корней полиномов главной диагонали желаемого характеристической матрицы замкнутой системы.

2. Предложен метод выбора исходной архитектуры НР и инициализации его весовых коэффициентов. Данные об архитектуре и весовых коэффициентах вычисляются по эталонному регулятору. В данной работе в качестве эталонного регулятора выбран модальный регулятор, использующий полиномиально-матричное разложение МПФ ОУ и регулятора.

3. Представлен метод решения проблемы взрывных и угасающих градиентов, возникающей при обучении нейронных сетей рекуррентного типа. Метод основан на структурных преобразованиях НР и позволяет решить вопрос обучения нейронных сетей рекуррентного типа за счет перехода от рекуррентного типа сети к сети прямого распространения.

4. Предложен метод модификации архитектуры НР с учетом нелинейного характера модели ОУ. Данный метод позволяет сохранить устойчивость переходных процессов системы при введении модификации в нейронную сеть благодаря корректировке весовых коэффициентов.

5. Предложен метод формирования обучающей выборки с учетом заданных пределов изменения параметров задания. Особенностью данного метода является формирование выборки данных с постепенным увеличением диапазона значений задания. Использование данного метода позволяет обучать нейронную сеть в случае, когда обучение на выборке данных, соответствующей сразу всем возможным значениям параметров ОУ не удастся осуществить.

6. Сформирован алгоритм синтеза НР с детерминированным способом выбора архитектуры и инициализацией весовых коэффициентов. К особенностям данного алгоритма можно отнести обеспечение устойчивости переходных процессов системы на всех этапах работы алгоритма. Применение алгоритма позволяет повысить качественные характеристики переходных процессов для случая осуществления управления ОУ, содержащим нелинейные параметры. Повышения качественных

характеристик происходит по сравнению со случаем использования регуляторов, рассчитанных для линеаризованной модели ОУ.

Результаты диссертационного исследования использованы:

На промышленных предприятиях для расчета САУ системы гироскопической стабилизации оптического устройства кругового обзора (АО «Новосибирский приборостроительный завод», г. Новосибирск), для расчета САУ системы бетоносмесительного комплекса (АО «Кульбтыстрой», г. Красноярск), а также могут найти свое дальнейшее применение для синтеза САУ различными химическими процессами, электромеханическими и мехатронными устройствами;

При внедрении в учебные заведения по дисциплинам «Многоканальные системы управления» (кафедра автоматики НГТУ, г. Новосибирск) и «Теплогазоснабжение» (кафедра теплогазоснабжения и вентиляции) НГАСУ (Сибстрин), г. Новосибирск).

ОСНОВНЫЕ ПУБЛИКАЦИИ ПО ТЕМЕ ДИССЕРТАЦИИ

Публикации в изданиях, включенных в перечень ВАК по специальности 2.3.1

1. Воевода, А. А. Синтез нейросетевого регулятора управления нелинейной моделью перевернутого маятника на тележке / А. А. Воевода, В. И. Шипагин // Научный вестник НГТУ. – 2020. – № 2 – 3(79). – С. 25–36.

2. Воевода, А. А. Расчет регулятора для многоканального объекта с нестационарными параметрами, содержащего звенья запаздывания / А. А. Воевода, В. И. Шипагин // Системы анализа и обработки данных. – 2022. – № 1(85). – С. 7–24.

3. Воевода, А. А. О выборе архитектуры нейрорегулятора / А. А. Воевода, В. И. Шипагин // Системы анализа и обработки данных. – 2022. – № 4(88). – С. 7–30.

4. Воевода, А. А. Синтез нейросетевого регулятора для линеаризованной модели объекта – два перевернутых маятника на тележке / А. А. Воевода, В. И. Шипагин // Известия СПбГЭТУ «ЛЭТИ». – 2023. – № 1(16). – С. 39–52.

5. Воевода, А. А. Применение модального метода синтеза для дискретных систем / А. А. Воевода, В. И. Шипагин // Системы анализа и обработки данных. – 2023. – № 3 (91). – С. 37–46.

Другие публикации в изданиях, включенных в перечень ВАК

6. Приведение матричного полиномиального представления передаточной функции к взаимно простому виду с использованием матрицы Сильвестра в среде MATLAB (ч.1) / А. А. Воевода, К. М. Бобобеков, В. И. Шипагин [и др.] // Политехнический вестник. Серия: Интеллект. Инновации. Инвестиции. – 2021. – № 1(53). – С. 15–19.

7. Приведение матричного полиномиального представления передаточной функции к взаимно простому виду с использованием матрицы Сильвестра в среде MATLAB (ч.2) / А. А. Воевода, К. М. Бобобеков, В. И. Шипагин [и др.] // Политехнический вестник. Серия: Интеллект. Инновации. Инвестиции. – 2021. – № 2 (54). – С. 18–21.

Публикации в изданиях, индексируемых Web of Science или Scopus:

8. Voevoda, A. Neural network implementation of controllers for multi-channel objects synthesized by polynomial method / A. Voevoda, V. Shipagin // IOP Conference Series: Materials Science and Engineering : XIII International Scientific Conference Architecture and Construction 2020, – BRISTOL: IOP Publishing Ltd, 2020. – P. 012071.

9. Voevoda, A. Synthesis of a Multichannel Controller for Plant with Two Input and Two Output Channels Using Polynomial Matrix Fraction / A. Voevoda, V. Shipagin // Proceedings - 2021 International Russian Automation Conference, RusAutoCon 2021. – Sochi, 2021. – P. 823–828.

10. Voevoda, A. Multichannel controller synthesis for the plant with three input and two output channels using polynomial matrix decomposition /A. Voevoda, V. Shipagin, V. Filushov// 2021 IEEE World AI IoT Congress. – USA, Seattle, WA, 2021. – P. 446–451.
11. Voevoda, A. A. Synthesis of a Controller for a System with a Delay / A. A. Voevoda, V. I. Shipagin // Proceedings of the 2021 15th International Scientific-Technical Conference on Actual Problems of Electronic Instrument Engineering, APEIE 2021 – Novosibirsk, 2021. – P. 559–563.
12. Voevoda, A. Control device synthesis by polynomial matrix fractional descriptions method with limitation on controller structure /A. A. Voevoda, V. I. Shipagin, K. M. Bobobekov // ИТММ 2021 journal of physics: conference series 2131 (2021) 032021 iop publishing – P. 1–8.
13. Voevoda, A. A. Controller Synthesis by a Polynomial Method in Order to Achieve Minimal Overshoot for Systems with a Delay / A. A. Voevoda, V. I. Shipagin, G. V. Troshina // 2022 ElConRus, – 2022. – P. 908–911.
14. Voevoda, A. A. Algorithm for the Synthesis of a Neural Network Controller for a Multi-Channel System / A. A. Voevoda, V. I. Shipagin // 2022 IEEE 23rd International Conference of Young Professionals in Electron Devices and Materials (EDM), – 2022. – P. 605–610.
15. Voevoda, A. A. Neurocontroller Training with Using the Neural Network Emulating the Plant / A. A. Voevoda, V. I. Shipagin // 2023 IEEE XVI International Scientific and Technical Conference Actual Problems of Electronic Instrument Engineering, APEIE 2023 – Novosibirsk, 2023. P. 930–934.

Монография

16. Бобобеков, К. М. Полиномиальный метод синтеза систем автоматического управления для одноканальных и многоканальных объектов / К. М. Бобобеков, А. А. Воевода, В. И. Шипагин: монография. – Душанбе: ТТУ имени академика М. С. Осими, 2021. – 192 с. (Главы 1, 3).

Свидетельства государственной регистрации программ:

17. Шипагин, В. И. Свидетельство о государственной регистрации программы для ЭВМ № 2021610428 РФ. Программа для синтеза нейросетевого регулятора управления нелинейной моделью перевернутого маятника на тележке: № 2020667800 : заявл. 28.12.2020 : опубл.14.01.2021 / В. И. Шипагин, А. А. Воевода.

18. Шипагин, В. И. Свидетельство о государственной регистрации программы для ЭВМ № 2021681431 РФ. Программа для расчета регулятора для объекта с запаздыванием: №2021680525: заявл. 10.12.2021: опубл. 21.12.2021/ В. И. Шипагин, А. А. Воевода.

19. Шипагин, В. И. Свидетельство о государственной регистрации программы для ЭВМ № 2023618298 РФ. Программа для расчета регулятора полиномиальным матричным методом для двигателя постоянного тока с независимым возбуждением при существенном запаздывании управляющего сигнала: № 2023616685: заявл.08.04.2023: опубл. 21.04.2023 / В. И. Шипагин, А. А. Воевода, В.Ю. Филюшов.

Отпечатано в типографии

Новосибирского государственного технического университета
630073, г. Новосибирск, пр. Карла Маркса, 20. Тел. 8(383) 346-08-57

Формат 60×84 1/16. Объем 1.5 п. л. Тираж 100 экз.

Заказ № Р - 02843. Подписано в печать 25.12.2023 г.