

Федеральное государственное бюджетное образовательное
учреждение высшего образования
«Новосибирский государственный технический университет»



На правах рукописи

Шипагин Виктор Игоревич

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

Специальность 2.3.1 – Системный анализ, управление и обработка
информации, статистика

Диссертация на соискание ученой степени кандидата технических наук

Научный руководитель:
доктор технических наук, профессор
Воевода Александр Александрович

Новосибирск – 2023

ОГЛАВЛЕНИЕ

ВВЕДЕНИЕ	4
ГЛАВА 1 СИНТЕЗ РЕГУЛЯТОРОВ С ИСПОЛЬЗОВАНИЕМ ПОЛИНОМИАЛЬНО-МАТРИЧНОГО РАЗЛОЖЕНИЯ СИСТЕМЫ	19
1.1 Задача синтеза регуляторов модальным методом, использующим полиномиальное разложение системы.....	19
1.2 Уточнения алгоритма синтеза регулятора для объектов с неквадратной матричной передаточной функцией.....	25
1.3 Модификация алгоритма синтеза регуляторов полиномиальным методом	30
Выводы по главе 1	38
ГЛАВА 2 СИНТЕЗ РЕГУЛЯТОРОВ С ИСПОЛЬЗОВАНИЕМ НЕЙРОСЕТЕВОГО ПОДХОДА	39
2.1 Вопросы выбора архитектуры и инициализации весовых коэффициентов нейронной сети	40
2.2 Сети прямого распространения и рекуррентные нейронные сети	45
2.3 Понятие нейрорегулирования. Сферы его применения	48
2.4 Настройки для обучения нейросетевого регулятора	51
2.5 Синтез и настройка нейросетевого регулятора типовой архитектуры	54
2.6 Постановка задачи.....	61
ГЛАВА 3 АЛГОРИТМ СИНТЕЗА НЕЙРОСЕТЕВЫХ РЕГУЛЯТОРОВ	63
3.1 Алгоритм синтеза нейросетевого регулятора.....	63
3.2 Модификация системы управления инверсным маятником на подвижном основании и решение вопроса взрывного и угасающего градиента	74
3.3 Синтез регулятора для нелинейного объекта «инверсный маятник на подвижном основании»	79
3.4 Применение нейросетевого регулятора для многоканальной системы с нестационарными непараметрическими неопределенностями	85
Выводы по главе 3	95

ГЛАВА 4 ПРИМЕНЕНИЕ АЛГОРИТМА СИНТЕЗА НЕЙРОСЕТЕВЫХ РЕГУЛЯТОРОВ	96
4.1 Синтез и настройка нейросетевого регулятора для системы «подвижная платформа с двумя независимыми элементами, расположенными на опорных стойках»	96
4.2 Синтез и настройка нейросетевого регулятора двухступенной системы мобильного основания с одним независимым элементом на опорной стойке.....	104
4.3 Настройка нейрорегулятора методом обратного прохождение ошибки через нейроэмулятор	117
Выводы по главе 4.....	128
ЗАКЛЮЧЕНИЕ.....	130
СПИСОК СОКРАЩЕНИЙ И УСЛОВНЫХ ОБОЗНАЧЕНИЙ	132
СПИСОК ЛИТЕРАТУРЫ.....	134
ПРИЛОЖЕНИЕ А Акты внедрения научных результатов диссертационной работы	155
ПРИЛОЖЕНИЕ Б Свидетельства о регистрации программ	159
ПРИЛОЖЕНИЕ В Определения понятий и терминов, используемых в диссертации	162
ПРИЛОЖЕНИЕ Г Модифицированный алгоритм синтеза многоканальных регуляторов с учетом звеньев запаздывания в составе объекта управления	164

ВВЕДЕНИЕ

Актуальность темы исследования. 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 адекватности моделирования объектов управления. Одним из способов повышения адекватности является рассмотрение ее многоканального варианта. Это может быть необходимо, например, для учета внутренних взаимодействий элементов объекта управления [67, 83, 86]. Объекты управления, содержащие больше одного входного канала или больше одного выходного канала, принято называть многоканальными (*multi input – multi output*) [116, 133]. В случае если число входных и выходных каналов совпадает, то такой объект управления принято называть по виду матричной передаточной функции (МПФ) – квадратным (*square object*). При различной величине входных и выходных каналов говорят о неквадратном объекте (*non-square object*) [164, 171, 176, 188]. Метод синтеза, использующий полиномиально-матричное разложение (*polynomial matrix fraction*) МПФ объекта и регулятора (полиномиальный метод), является одним из подходов для синтеза регуляторов в многоканальных системах в том числе и для неквадратных объектов.

В случае использования полиномиального метода синтеза для работы с нелинейными объектами управления необходимо проведение их линеаризации [77, 94, 131]. Однако в некоторых случаях для повышения качественных характеристик САУ необходимо в модели рассматриваемого объекта учитывать различного рода нелинейности [61]. В связи с отсутствием необходимости проводить сложные математические расчеты (как в случае с использованием, например, модальных методов синтеза [75]) один из подходов, призванных решить вопрос учета нелинейных характеристик объекта, связан с использованием регуляторов, содержащих в своем составе искусственные нейронные сети (нейрорегуляторы) [89]. Такой тип управления принято называть нейрорегуляцией (*neurocontrol*) [118, 132, 137, 158].

Степень разработанности темы исследования. Теория синтеза регуляторов для многоканальных систем интенсивно развивается, что подтверждается множеством исследований в данном направлении. Над развитием данного направления работали многие отечественные 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, а также зарубежные: P. Albertos, P. J. Antsaklis, R. H. Bishop, F. Golnaraghi, C. T. Chen, M. Dahleh, R. C. Dorf, В. Kouvaritakis, Otto J. M. Smith, M. Vidyasagar, Q. G. Wang и др.

Рассмотрению полиномиального метода синтеза посвящено большое количество работ. Он применялся для линейных многоканальных объектов управления, описываемых квадратной МПФ [2] и неквадратной МПФ [93]. Исследования в области полиномиального синтеза регуляторов пониженного порядка проводились в работах [101, 109].

Нейроуправление также активно внедряется для управления сложными системами различных областей промышленности, к числу которых можно отнести нефтегазодобывающую [82], автомобильную [97], авиационную [104], металлургическую [100], химическую [35], медицинскую [102], строительную [118] и многие другие. Нейросетевые регуляторы используют для управления сложными техническими системами. К ним относятся управление приводами в робототехнике [65], прокладка курса морских судов [39, 45], управление скоростью дождевальных машин [70], управление электроснабжением железных дорог [72] и многое другое.

Значительный вклад в развитие нейрокибернетики и 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.

Несмотря на широкое распространение в применении искусственных нейронных сетей (далее – нейронные сети) для управления различными техническими системами, остается ряд не до конца формализованных вопросов, связанных с их применением, к которым можно отнести выбор архитектуры и начальных весовых коэффициентов нейронной сети [152, 187]. Недостаточно сложная архитектура не позволит получить регулятор с требуемыми характеристиками. Излишне сложная архитектура будет сложна в настройке, либо ее невозможно будет настроить. Второй вопрос, который возникает при использовании нейросетевого подхода, касается выбора начальных коэффициентов нейронной сети (инициализация весовых коэффициентов). Неудачный выбор начальных коэффициентов также не позволит найти требуемое решение.

Разработка алгоритмов синтеза нейросетевых регуляторов с детерминированным способом выбора архитектуры и инициализации весовых коэффициентов для моделей объектов управления, содержащих нелинейные параметры, является актуальной задачей исследования.

Цели и задачи диссертационной работы. 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 объектов, описываемых неквадратной МПФ с учетом наличия в системе звеньев запаздывания.
2. Предложить метод выбора исходной архитектуры и инициализации весовых коэффициентов нейросетевых регуляторов.
3. Предложить метод решения проблемы взрывного или угасающего градиента (*exploding / vanishing gradient problem*) при обучении нейросетевых регуляторов рекуррентного типа.
4. Разработать метод модификации архитектуры нейросетевого регулятора с учетом нелинейных параметров в составе модели объекта управления.
5. Разработать метод формирования обучающей выборки с учетом заданных пределов изменения параметров задания.

Объектом исследований являются многоканальные САУ с моделями объектов управления, имеющими в своем составе нелинейные характеристики. В данных САУ требуется обеспечить целевое управление одной или несколькими выходными величинами 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 нейросетевых регуляторов.

Методы исследования. Для решения поставленных в диссертационном исследовании задач применялись методы теории автоматического управления

и теории матриц, некоторые разделы линейной алгебры, аппарат полиномиального матричного разложения, 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 объектов с неквадратной МПФ, позволяющая применять его для синтеза регулятора в случае наличия в модели объекта звеньев запаздывания. Отличительной особенностью данной модификации является возможность применения модифицированного алгоритма для многоканальных моделей объектов (п. 4, 5 паспорта специальности 2.3.1).

2. Разработан метод выбора исходной архитектуры нейросетевого регулятора и инициализации его весовых коэффициентов, позволяющий получить изначальную архитектуру и весовые коэффициенты по МПФ регулятора. Полученный нейрорегулятор 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 нейросетевого регулятора 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 нейрорегулятора с учетом нелинейного характера и неопределенностей в составе модели объекта, позволяющий модифицировать структуру нейрорегулятора таким образом, чтобы он смог управлять объектом на основе модели с нелинейными параметрами в требуемом диапазоне возможных заданий системы. При этом модификации составлены таким образом, чтобы полученный нейрорегулятор 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 нейрорегулятор смог успешно обучиться управлению объектом до заданных диапазонов значений задания. Способ формирования обучающей выборки основан на постепенном расширении диапазона возможных заданий при обучении нейрорегулятора до заданных пределов (п. 2, 4, 5 паспорта специальности 2.3.1).

6. Предложен алгоритм синтеза нейрорегуляторов, которые способны управлять в заданных пределах объектами, 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 нейрорегуляторов (п. 5, 14 паспорта специальности 2.3.1).

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 объектов управления.

2. Детерминированный метод выбора архитектуры и инициализации весовых коэффициентов нейросетевого регулятора, 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 нейросетевых регуляторов 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 нейросетевых регуляторов 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 нейросетевого регулятора, позволяющий сохранить устойчивость переходных процессов системы. Отличительной чертой метода является итеративная процедура введения модификаций в нейросетевой регулятор. Использованию каждой модификации соответствует правило по корректировке весовых коэффициентов нейронной сети, необходимое для поддержания устойчивости переходных процессов. Модификация нейросетевого регулятора происходит до тех пор, пока полученной структуры будет достаточно для решения задачи управления объектом в заданных пределах.

5. Метод формирования обучающей выборки для тренировки нейросетевого регулятора. 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 объекта. Данный метод позволяет осуществлять обучение нейросетевого регулятора в случае, когда обучение на выборке данных, соответствующей сразу всем возможным значениям параметров объекта не удается осуществить.

6. Алгоритма синтеза нейросетевых регуляторов. 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 объектом, представленным нелинейной моделью, по сравнению со случаем использования регулятора, рассчитанного для объекта на основе его линеаризованной модели.

Практическая значимость и реализация результатов. Разработан алгоритм синтеза нейрорегуляторов, 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 объектов.

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; для расчета САУ бетоносмесительного комплекса (АО «Культбытстрой», г. Красноярск), которая позволила уменьшить рывки при трогании и останове установки, а также повысить износостойкость оборудования.

Результаты исследований использованы в рамках учебного процесса на кафедре автоматики Новосибирского государственного технического университета (НЭТИ), г. Новосибирск, по дисциплине «Многоканальные системы управления»; на кафедре теплогазоснабжения и вентиляции Новосибирского государственного архитектурно-строительного университета (Сибстрин), г. Новосибирск, по дисциплине «Теплогазоснабжение».

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.

Личный вклад автора. Под научным руководством доктора технических наук, профессора А.А. Воеводы выполнялась постановка задач диссертационного исследования. 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 использование структурных преобразований регулятора для нейронных сетей рекуррентного типа. Предложена методика синтеза регулятора для многоканальных систем, содержащих звенья запаздывания и неопределенности различной природы. Личный вклад автора также состоит в разработке программ ЭВМ для синтеза нейросетевого регулятора 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. Область исследования соответствует паспорту 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».

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 конференции «International Scientific Technical Conference on Actual Problems Of Electronic Instrument Engineering (APEIE – 2021)» (г. Новосибирск, НГТУ (НЭТИ), 2021 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.); 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 ежегодно на конференции «Научная сессия», (г. Новосибирск, НГТУ (НЭТИ), АВТФ 2020 – 2022).

Публикации. Материалы диссертационной работы отражены в одной монографии и 25 печатных работах. Количество публикаций, входящих в перечень ВАК по специальности диссертации 2.3.1 – 4, по смежным специальностям – 2; 7 статей в изданиях, проиндексированных в Scopus или Web of Science; 10 статей в материалах сборников международных и всероссийских конференций. 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.

Краткое содержание диссертации

В первой главе приведен краткий обзор модальных методов синтеза регуляторов, в том числе многоканальных, обеспечивающих заданное расположение полюсов замкнутой системы. Приводятся различные методики описания САУ, характерные для модальных методов (МПФ, описание в пространстве состояний и полиномиальное матричное описание). Особое внимание уделено модальной

методике синтеза регулятора, использующей полиномиальное разложение системы. Приводятся преимущества и недостатки данного подхода.

Приводятся различные варианты построения САУ. Основная часть расчетов в данной работе проведена для случая нахождения в прямой связи модели объекта и регулятора, хотя предложенная методика синтеза может быть перестроена и для случая нахождения регулятора в обратной связи. Для удобства в случае полиномиального матричного описания передаточной функции многоканальных объекта, регулятора или замкнутой системы принимаем терминологию, характерную для одноканального случая. Используем такие понятия, как «числитель» и «знаменатель» передаточной функции применительно к матрицам (далее данные понятия будут приводятся без кавычек). Это позволяет распространить понятие нулей и полюсов и на многоканальные системы. Рассматриваются различные варианты полиномиального разложения модели объекта и регулятора. Выясняются преимущества рассмотрения того или иного варианта разложения для моделей объектов, описываемых неквадратной МПФ (т. е. имеющих неравное количество входных и выходных каналов).

В некоторых случаях для повышения точности моделирования поведения объекта необходимо учитывать в его составе звенья запаздывания [84, 88, 92, 95, 96, 113]. Таким образом МПФ объекта может быть выражена так: $W_o(s) = e^{-\tau s} W_n(s)$, где $W_n(s)$ – МПФ объекта без запаздывания, τ – время запаздывания. Для простоты считаем, что время запаздывания неизменно, вне зависимости от закона управления. Рассматривается один из способов, связанный с моделированием запаздываний в системе с помощью звеньев, полученных аппроксимацией Паде для звена запаздывания:

$$e^{-\tau s} \approx \left(1 - \tau s / 2 + (\tau s)^2 / 12 - \dots\right) \left(1 + \tau s / 2 + (\tau s)^2 / 12 + \dots\right)^{-1}.$$

При использовании данного подхода повышается порядок рассматриваемой МПФ модели объекта. В системе появляются новые устойчивые полюса и неустойчивые нули. Повышение порядка МПФ модели объекта усложняет процесс синтеза САУ.

Приводится модификация алгоритма синтеза САУ полиномиальным методом. Данная модификация позволяет применять указанный алгоритм для синтеза регуляторов в системах, содержащих многоканальные объекты с учетом запаздывания в их структуре. При применении модифицированного алгоритма синтеза удается

понизить порядок рассматриваемой системы, а значит, наличие звеньев запаздывания в системе не приводит к повышению сложности расчета параметров регулятора. Для этого в указанном алгоритме сохраняются некоторые устойчивые полюса, а также некоторые нули модели объекта с запаздыванием в замкнутой системе.

Во второй главе рассматриваются преимущества и не до конца формализованные вопросы, касающиеся нейросетевого подхода. К преимуществу данного подхода относится возможность учета нелинейных параметров модели объекта управления при проектировании САУ. К не до конца формализованным вопросам можно отнести отсутствие структурированного подхода к выбору архитектуры и инициализации весовых коэффициентов нейронной сети, отсутствие общих рекомендаций по решению вопроса обучения нейронной сети рекуррентного типа, связанного с появлением взрывных и угасающих градиентов.

Недостаточная сложность (под сложностью понимается число и размерность нейронных связей) архитектуры нейронной сети не позволит получить решение поставленной задачи с требуемыми показателями качества. Излишне сложный нейросетевой регулятор требует больше времени на обучение. Кроме этого, при избыточной сложности нейронной сети возникает вероятность ее переобучения (т. е. высокие показатели качества работы нейронной сети на учебной выборке при низких показателях на тестовой или валидационной выборках). Показано влияние структуры нейронной сети на ее способность обобщать полученные данные с обучающей выборки на тестовую. Приведен обзор рандомизированных и детерминированных методик инициализации весовых коэффициентов. Перечислены преимущества и недостатки приведенных методик.

Рассматривается процесс настройки весовых коэффициентов для нейронных сетей прямого распространения и рекуррентного типа (т. е. таких, в составе которых имеются циклы, связанные с задержками по времени). Под настройкой (обучением) понимается процесс поиска весовых коэффициентов нейронной сети с целью минимизации функции ошибки между целевыми и выходными данными нейронной сети. При использовании методов обучения, основанных на вычислении градиента от функции ошибки, в некоторых случаях может проявляться проблема взрывного или угасающего градиента. Она возникает преимущественно в первых слоях нейронной сети и связанная либо со слишком большими значениями градиента (взрывной рост), либо со слишком малыми значениями градиента (затухание).

В первом случае весовые коэффициенты изменяются на слишком большую величину, а во втором случае – на слишком маленькую. В обоих случаях это вызывает затруднение при обучении нейронной сети. Наиболее часто данная проблема проявляется в рекуррентных нейронных сетях. Это связано с наличием в них циклов с задержкой по времени. Существующие способы решения проблемы взрывных и угасающих градиентов для рекуррентных нейронных сетей предполагают подбор специальных архитектур.

Раскрывается суть термина «нейроуправление» и «нейрорегулятор». Рассматриваются методы синтеза регуляторов с использованием нейросетевого регулирования. Приводится их сравнительный анализ, а также обзор областей применения нейроуправления. Более подробно рассматривается частный случай нейроуправления – «подражающее нейроуправление». Даны типовые настройки нейронных сетей, используемые в настоящей работе. Затрагивается вопрос структурных преобразований САУ, позволяющих расширить диапазон возможностей по управлению объектом с помощью нейрорегулятора. Приводится пример синтеза и настройки нейросетевого регулятора, взятого из типовых архитектур, и на его основе демонстрируется возможность оптимизации его структуры.

На основании приведенных преимуществ методов модального синтеза и нейросетевого подхода, а также с учетом ряда не до конца формализованных вопросов делается вывод об актуальной постановке задачи исследования. Она состоит в разработке нейросетевой реализации модального метода синтеза регуляторов для многоканальных объектов, содержащих нелинейные характеристики. Кроме этого, предложены модификации алгоритма синтеза регуляторов для неквадратных объектов с учетом звеньев запаздывания в многоканальных моделях объектов при синтезе САУ.

В третьей главе приведен разработанный алгоритм выбора исходной архитектуры, а также инициализации весовых коэффициентов нейронной сети. Алгоритм основан на представлении МПФ исходного регулятора в виде нейронной сети. В качестве исходного выступает регулятор, полученный полиномиальным методом синтеза. Показан метод структурных преобразований исходного регулятора, который используется для того, чтобы избежать получения нейрорегулятора рекуррентного типа, а значит, и проблемы взрывного или угасающего градиента при настройке нейрорегулятора. Приведена процедура модификации архитектуры нейросетевого регулятора, необходимая для повышения возможностей нейросетевого

регулятора по управлению системой, содержащей объект с нелинейными характеристиками. Она состоит в последовательном усложнении архитектуры нейрорегулятора до того момента, пока полученной сложности не будет достаточно для управления объектом, описываемым моделью, содержащей нелинейные характеристики. Предложены следующие виды модификаций структуры нейронной сети: замена функций активации по слоям, добавление новых нейронов в слой, увеличение количества слоев. Весовые коэффициенты модифицированной нейронной сети подбираются таким образом, чтобы переходные процессы исследуемой системы остались устойчивыми. Приведены рекомендации к выбору метода обучения, в том числе настройки его параметров и критериев останова обучения. На основании вышеприведенных методов, алгоритмов и процедур разработан алгоритм синтеза нейросетевых регуляторов с детерминированным способом выбора архитектуры и инициализации весовых коэффициентов.

Рассмотрен пример синтеза нейросетевого регулятора для многоканальной неустойчивой системы, содержащей линеаризованную модель объекта «инверсный маятник на подвижном основании». Модель объекта описывается неквадратной МПФ с числом входных каналов, меньшим по сравнению с числом выходных каналов. Синтез исходного регулятора осуществлялся с помощью алгоритма, приведенного в главе 2. С помощью различных вариантов формирования учебной выборки удалось улучшить показатели качества переходных процессов системы по сравнению с САУ, использующей исходный регулятор.

Применение двух регуляторов для управления вышеописанной системы в случае сокращения «нулей» и «полосов» передаточных функций регуляторов с корнями, лежащими в правой полуплоскости, может привести к внутренней неустойчивости системы. Для решения данного вопроса рассматривается модификация САУ. Она состоит в объединении двух исходных регуляторов в один общий. Затем на основании общего исходного регулятора выполняется алгоритм синтеза нейросетевого регулятора, который приобретает рекуррентный вид. Для решения вопроса обучения такого нейросетевого регулятора выполняются рекомендации к его структурным преобразованиям с целью перехода от рекуррентного типа сети к сети прямого распространения.

Рассматривается пример синтеза нейросетевых регуляторов для объекта с учетом его нелинейных параметров. В результате удается повысить показатели

качества переходных процессов САУ по сравнению с переходными процессами САУ, использующей исходный регулятор. Приводится пример применения алгоритма синтеза нейросетевого регулятора для САУ, содержащей нестационарную непараметрическую неопределенность в канале управления.

В четвертой главе рассматривается задача синтеза нейросетевых регуляторов для системы гироскопической стабилизации оптического устройства кругового обзора. Для проведения численного моделирования необходимых свойств системы в качестве упрощающих моделей рассмотрены многоканальные системы: двух независимых элементов на мобильном основании позиционера (с возможностью перемещения в одной плоскости); одного независимого элемента на мобильном основании позиционера с возможностью осуществлять перемещение в двух плоскостях как для основания, так и для независимого элемента. Данные системы описываются неквадратной МПФ с числом выходных каналов, бóльшим по сравнению с числом входных каналов. Модели объектов приведены в линеаризованном и нелинейном варианте. САУ построена таким образом, чтобы регулятор находился в прямой связи с объектом. В системе присутствует обратная связь. Требуется выполнить синтез регуляторов с учетом нелинейных особенностей модели объекта.

Для формирования исходного регулятора применяется алгоритм синтеза регуляторов полиномиальным методом для неквадратных объектов с учетом уточнений и модификаций (приложение Г). Приводится синтез САУ, содержащей один многоканальный регулятор (автор работы [80] показывает вариант САУ с двумя независимыми ПИД-регуляторами). Случай с одним многоканальным регулятором имеет преимущество по сравнению с рассмотрением двух ПИД-регуляторов, так как при синтезе регулятора учитывается наличие внутренних перекрестных связей внутри объекта, которые имеются в нелинейном варианте модели.

Синтез нейросетевых регуляторов осуществляется по алгоритму, приведенному в третьей главе. Решается вопрос выбора начальной архитектуры и весовых коэффициентов нейронной сети, а также вопрос обучения получившегося нейросетевого регулятора рекуррентного типа. В результате удастся повысить качественные характеристики на выходе САУ по сравнению с САУ, использующей исходный регулятор.

Рассматривается задача синтеза САУ для системы «инверсный маятник на подвижном основании» с помощью метода обратного пропуска ошибки через прямой нейроэмулятор. Данный метод исследуется с целью повышения качественных характеристик САУ, содержащей нейрорегулятор. Для этого разрабатывается нейроэмулятор для нелинейной модели объекта в виде нейронной сети. Он необходим для имитации поведения объекта на ограниченном диапазоне значений угла инверсного маятника. Далее нейрорегулятор объединяется с нейроэмулятором в единую нейронную сеть. При этом весовые коэффициенты нейроэмулятора фиксируются (т. е. при дальнейшем обучении они не будут корректироваться). Это позволяет при обучении общей нейронной сети корректировать только весовые коэффициенты, относящиеся к нейрорегулятору. Выяснено, что использование метода обратного пропуска ошибки через прямой нейроэмулятор позволяет значительно расширить возможности по управлению объектом по сравнению с использованием нейрорегуляторов, настроенных только по предложенному в третьей главе алгоритму. Таким образом, метод обратного распространения ошибки через прямой нейроэмулятор может быть рассмотрен в качестве дополнения к существующему алгоритму.

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

ГЛАВА 1 СИНТЕЗ РЕГУЛЯТОРОВ С ИСПОЛЬЗОВАНИЕМ ПОЛИНОМИАЛЬНО-МАТРИЧНОГО РАЗЛОЖЕНИЯ СИСТЕМЫ

Реальные технические системы довольно часто представляются в виде многоканальных систем, для которых возникает необходимость использования многоканальных регуляторов. Вычисление параметров регуляторов для таких систем активно исследуется в настоящее время [3, 7, 11, 34, 64, 115]. Настоящее диссертационное исследование посвящено в том числе синтезу многоканальных регуляторов модальным методом с использованием полиномиально-матричного разложения МПФ регулятора и объекта (далее – полиномиальный метод).

В разделе 1.1 рассматривается задача синтеза системы управления. Более подробно приводится один из подходов к синтезу – модальная методика синтеза, в частности, использующая полиномиально-матричное разложение МПФ объекта и регулятора. Описаны структурные схемы многоканальных систем, которые будут рассматриваться в рамках настоящей работы. Приведены различные случаи разложения МПФ объекта и регулятора. Рассмотрен синтез регуляторов полного и повышенного порядков. В разделе 1.2 приведены уточнения алгоритма модального метода синтеза регуляторов для объектов с числом входных воздействий, не равным числу выходных воздействий. Они необходимы для детализации некоторых шагов алгоритма. Приведен пример применения уточненного алгоритма для системы с регулятором в обратной связи. Раздел 1.3 посвящен рассмотрению синтеза многоканального регулятора, который обеспечивал бы хорошее качество управления (запас устойчивости), если многоканальный объект управления содержит звенья запаздывания в своей структуре. Синтез регуляторов проводился с помощью алгоритма, рассмотренного в разделе 1.2, с учетом некоторых модификаций.

1.1 Задача синтеза регуляторов модальным методом, использующим полиномиальное разложение системы

В данном разделе рассматривается задача синтеза системы управления. Далее описаны структурные схемы многоканальных систем, которые будут рассматриваться в рамках настоящей работы. Рассмотрены термины многоканальных объектов с равным и неравным числом входных и выходных каналов. Более подробно

приводится один из подходов к синтезу – модальная методика синтеза, в частности, использующая полиномиально-матричное разложение МПФ объекта и регулятора [32, 34, 110, 111, 202]. Приведены различные случаи разложения МПФ объекта и регулятора. Приведен обзор литературы, касающийся синтеза регуляторов полного и повышенного порядков. За основу для дальнейших исследований был взят алгоритм синтеза регулятора для объектов с неквадратной МПФ.

Под *задачей синтеза* в настоящей работе будем понимать определение алгоритма управления по заданным показателям качества для заданного объекта управления [50, 79]. Расчет параметров регуляторов, обеспечивающих заданные характеристики замкнутой системы, относится к важнейшим направлениям теории автоматического управления.

В диссертационной работе рассматриваются системы с управлением по отклонению [44, 50, 85, 99]. Различные варианты таких систем представлены на рисунке 1.1. Наиболее предпочтительно в иллюстративных примерах применяется частный случай такой системы с регулятором в прямой связи с объектом (рисунок 1.1, *а*). При этом способе на регулятор (РЕГ) поступает сигнал ошибки $e = v - y$, где v – задание на регулируемую величину, y – значение регулируемой величины. Системы такого вида представлены в работах [3, 33, 117, 129]. Системы с регулятором в обратной связи (рисунок 1.1, *б* – *г*) представлены в работах [175, 191]. Цель регулятора – сформировать закон управления $u = r(y, v)$, который обеспечивал бы требуемые характеристики САУ. В частности, для модального синтеза требуемые характеристики САУ выражаются через область расположения корней характеристического полинома или матрицы замкнутой системы.

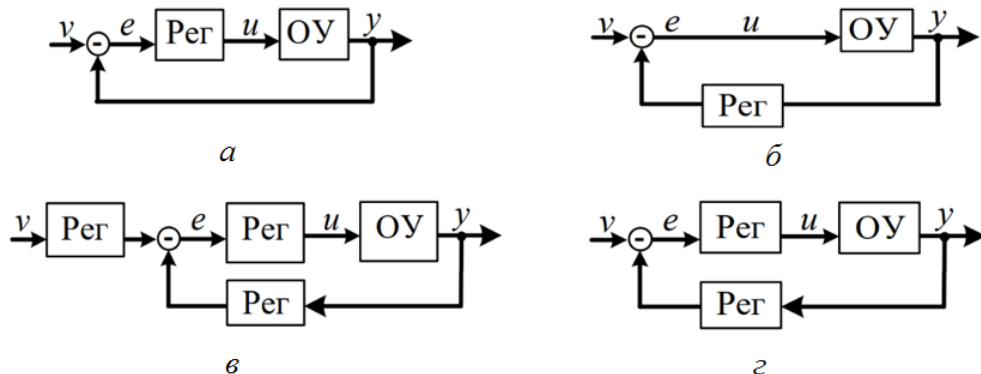


Рисунок 1.1 – Структурные схемы замкнутых систем с регулятором в прямой связи – *а*, с регулятором в обратной связи – *б*, с регуляторами в прямой и обратной связи – *в*, *г*

В зависимости от количества входных и выходных каналов объекты управления могут быть:

- одноканальными: $u(s) \in R(s)^1$, $y(s) \in R(s)^1$;
- многоканальными: $\mathbf{u}(s) \in R(s)^{m \times 1}$, $\mathbf{y}(s) \in R(s)^{p \times 1}$, где m , p – число входных и выходных каналов соответственно.

В зависимости от размерности векторов $\mathbf{u}(s)$ и $\mathbf{y}(s)$ многоканальные объекты подразделяются по виду МПФ на: квадратные для случая $m = p$ [15]; неквадратные для случая $m \neq p$ [164, 176, 177, 188, 195, 196]. Рассмотрим примеры неквадратных объектов: *входов меньше чем выходов* ($m < p$). Примерами моделей объектов с числом входных воздействий, меньшим по сравнению с числом выходных каналов, среди реальных технических систем можно назвать инверсный маятник на подвижном основании [19], большинство современных роботов [125, 130, 136], системы пилотирования летальными аппаратами [7]; *входов больше чем выходов* ($m > p$). В работе [11] приводится пример синтеза регулятора полного порядка для модели объекта с двумя входами и одним выходом. В качестве примера таких объектов может выступать модель линеаризованного прямолинейного движения велосипеда [7]. Автор работы [64] рассматривает объекты с избыточной размерностью вектора управления и поднимает вопрос их классификации и целей использования.

Известно большое количество методов синтеза для линейных стационарных систем: оптимальные, оптимизационные, модальные, нечеткие и др. В данной работе рассматривается модальный метод синтеза [23, 90, 134, 135, 147]. Суть метода заключается в расположении полюсов замкнутой системы в желаемой области комплексной полуплоскости в зависимости от требований к качественным характеристикам переходных процессов системы. Полюса замкнутой системы являются корнями характеристического полинома (для многоканального случая это собственные числа характеристической матрицы). Они могут быть определены с использованием передаточных функций (полиномиального матричного описания для многоканального случая). Модальный метод синтеза является одним из наиболее распространенных методов синтеза линейных стационарных систем. Он используется для определения параметров системы, которые обеспечивают желаемые характеристики ее поведения. Этот метод широко применяется в автоматическом управлении, теории управления и других областях науки и техники, где необходимо проектировать и управлять системами с определенными характеристиками.

В модальных методах синтеза используется различный математический аппарат для достижения поставленных задач, а также описание через пространство состояний или МПФ. В настоящей работе используется полиномиальное разложение МПФ объекта и регулятора.

Синтез с использованием полиномиального разложения. Модальный метод синтеза с использованием разложения МПФ объекта и регулятора изучался в работах [117, 129, 200, 201]. При данном методе синтеза ключевыми понятиями выступают нули и полюса передаточных функций. Основная идея метода заключается в формулировке задачи синтеза управления: получить конкретный полиномиальный оператор, определить требования к нему и рассчитать параметры регулятора на основе этих требований. Для многоканальных систем описание передаточных функций представляется в виде матриц. По аналогии с [129] такие матрицы будем обозначать: $\mathbf{N}(s)$ и $\mathbf{D}(s)$ для МПФ объекта, $\mathbf{X}(s)$ и $\mathbf{Y}(s)$ для МПФ регулятора. Различают левое и правое полиномиальные разложения МПФ:

$$\mathbf{W}_o(s) = \mathbf{N}_r(s)\mathbf{D}_r^{-1}(s) = \mathbf{D}_l^{-1}(s)\mathbf{N}_l(s), \quad \mathbf{W}_r(s) = \mathbf{X}_r(s)\mathbf{Y}_r^{-1}(s) = \mathbf{X}_l^{-1}(s)\mathbf{Y}_l(s), \quad (1.1)$$

где $\mathbf{W}_o(s) \in R(s)^{p \times m}$, $\mathbf{W}_r(s) \in R(s)^{m \times p}$ – МПФ объекта и регулятора соответственно ($R(s)^{p \times m}$ – множество матриц размером $p \times m$, элементами которых являются рациональные функции от s ; m – число входных воздействий; p – число выходных каналов); $\mathbf{N}_r(s)$, $\mathbf{N}_l(s) \in R[s]^{p \times m}$ – числители МПФ объекта правого и левого полиномиального разложения соответственно ($R[s]^{p \times m}$ – множество матриц размером $p \times m$ с элементами в виде полиномов от s , у которых коэффициенты – вещественные числа); $\mathbf{D}_r(s) \in R[s]^{m \times m}$, $\mathbf{D}_l(s) \in R[s]^{p \times p}$ – правый и левый «знаменатели» МПФ объекта; $\mathbf{X}_r(s)$, $\mathbf{X}_l(s) \in R[s]^{m \times p}$ – правый и левый числители 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.

Например, при использовании правого полиномиального матричного разложения МПФ объекта и левого полиномиального матричного разложения МПФ регулятора для замкнутой системы вида (рисунок 1.1, а) МПФ замкнутой системы имеет следующий вид: $\mathbf{W}_{cl}(s) = \mathbf{N}_r(s)\mathbf{C}^{-1}(s)\mathbf{X}_l(s)$, где $\mathbf{C}(s)$ – характеристическая матрица замкнутой системы (ХМЗС), которая определяется выражением

$$\mathbf{C}(s) = \mathbf{Y}_l(s)\mathbf{D}_r(s) + \mathbf{X}_l(s)\mathbf{N}_r(s). \quad (1.2)$$

Уравнение (1.2) представлено в виде диофантового уравнения. Цель синтеза: при известных элементах матриц, описывающих правое полиномиальное матричное разложение МПФ объекта $\mathbf{D}_r(s), \mathbf{N}_r(s)$, и заданных параметрах ХМЗС $\mathbf{C}(s)$ необходимо найти неизвестные параметры матриц левого полиномиального матричного разложения МПФ регулятора $\mathbf{X}_l(s), \mathbf{Y}_l(s)$. В данной работе для решения уравнения (1.2) используется матрица Сильвестра [117]. Для ее формирования полиномиальные матричные разложения МПФ регулятора и объекта представляются в виде полиномов с коэффициентами в виде числовых матриц при соответствующих степенях s : $\mathbf{D}_r(s) = \sum_{i=0}^n \mathbf{D}_i s^i$, $\mathbf{N}_r(s) = \sum_{i=0}^n \mathbf{N}_i s^i$, где n – порядок МПФ объекта; $\mathbf{D}_i \in R^{m \times m}$, $\mathbf{N}_i \in R^{p \times m}$ – числовые матрицы коэффициентов МПФ объекта при соответствующих степенях полинома. Матрица Сильвестра в этом случае

$$\mathfrak{S} = \begin{pmatrix} \mathbf{D}_n & \mathbf{D}_{n-1} & \dots & \mathbf{D}_0 & \mathbf{O} & \mathbf{O} & \dots & \mathbf{O} \\ \mathbf{N}_n & \mathbf{N}_{n-1} & \dots & \mathbf{N}_0 & \mathbf{O} & \mathbf{O} & \dots & \mathbf{O} \\ \mathbf{O} & \mathbf{D}_n & \dots & \mathbf{D}_1 & \mathbf{D}_0 & \mathbf{O} & \dots & \mathbf{O} \\ \mathbf{O} & \mathbf{N}_n & \dots & \mathbf{N}_1 & \mathbf{N}_0 & \mathbf{O} & \dots & \mathbf{O} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots & \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ \mathbf{O} & \mathbf{O} & \dots & \mathbf{O} & \mathbf{D}_n & \mathbf{D}_{n-1} & \dots & \mathbf{D}_0 \\ \mathbf{O} & \mathbf{O} & \dots & \mathbf{O} & \mathbf{N}_n & \mathbf{N}_{n-1} & \dots & \mathbf{N}_0 \end{pmatrix}.$$

Представим левое полиномиальное разложение МПФ регулятора в виде числовых матриц при соответствующих степенях s : $\mathbf{X}_l(s) = \sum_{i=0}^b \mathbf{X}_i s^i$, $\mathbf{Y}_l(s) = \sum_{i=0}^b \mathbf{Y}_i s^i$, где $\mathbf{X}_i \in R^{m \times p}$, $\mathbf{Y}_i \in R^{m \times m}$, b – порядок МПФ регулятора. Блочная матрица искомых параметров регулятора $\mathfrak{R} = (\mathbf{Y}_b \ \mathbf{X}_b \ \mathbf{Y}_{b-1} \ \mathbf{X}_{b-1} \ \dots \ \mathbf{Y}_0 \ \mathbf{X}_0)$. Также представим требуемое ХМЗС в виде полинома с коэффициентами в виде числовых матриц: $\mathbf{C}(s) = \sum_{i=0}^{b+n} \mathbf{C}_i s^i$. Блочная матрица коэффициентов требуемой ХМЗС: $\mathfrak{K} = (\mathbf{C}_{b+n} \ \mathbf{C}_{b+n-1} \ \dots \ \mathbf{C}_0)$. Тогда уравнение (1.2) приобретает вид $\mathfrak{R}\mathfrak{S} = \mathfrak{K}$. Для нахождения искомых параметров регулятора используется выражение $\mathfrak{R} = \mathfrak{K}\mathfrak{S}^{-1}$.

В случае использования левого полиномиального матричного разложения МПФ объекта и правого полиномиального матричного разложения МПФ регулятора, для замкнутой системы (рисунок 1.1, а) МПФ замкнутой системы имеет вид

$$\mathbf{W}_{cl}(s) = \mathbf{I} - \mathbf{Y}_r(s)\mathbf{C}^{-1}(s)\mathbf{D}_l(s),$$

где $\mathbf{I} \in R^{p \times p}$ – единичная матрица, $\mathbf{C}(s) = \mathbf{D}_l(s)\mathbf{Y}_r(s) + \mathbf{N}_l(s)\mathbf{X}_r(s)$. Диофантово уравнение принимает вид $\mathfrak{Z}^T \mathfrak{R}^T = \mathfrak{N}^T$. Для нахождения искомого регулятора используется выражение $\mathfrak{R}^T = \mathfrak{N}^T (\mathfrak{Z}^T)^{-1}$.

В работе [93] показано, что ХМЗС можно записать в виде диофантова уравнения, состоящего из полиномиальных матриц, только для случая правого/левого ПМР (полиномиально-матричное разложение) МПФ объекта и левого/правого ПМР МПФ регулятора. Правое/левое ПМР объекта совместно с правым/левым ПМР регулятора используется для проверки управляемости и наблюдаемости замкнутой системы. Для случая рассмотрения объекта с числом входов, бóльшим по сравнению с числом выходов, используется левое ПМР МПФ объекта и правое ПМР МПФ регулятора. В случае рассмотрения объекта с числом входов, меньшим по сравнению с числом выходов, используется правое ПМР МПФ объекта и левое ПМР МПФ регулятора. Выбор разложения в данном случае связан с рекомендациями по уменьшению размера ХМЗС, а значит и уменьшению вычислительных процедур.

Разработаны полиномиальные методы синтеза регуляторов полного [2, 23, 93, 109], повышенного [3] и пониженного [21, 31, 68] порядков для квадратных объектов. Кроме этого, отдельно рассматривалась методика полиномиального синтеза регуляторов повышенного и полного порядка для объектов с неравным количеством входных и выходных каналов [93]. В указанных работах рассмотрено множество примеров, показывающих возможности и достоинства полиномиально-матричного метода синтеза.

В настоящей работе будут использованы подходы, связанные с полиномиальным методом синтеза регуляторов полного и повышенного порядка.

Полиномиальный метод синтеза регуляторов полного порядка. Под регулятором полного порядка понимается регулятор, который обеспечивает полюса замкнутой системы с ХМЗС $\mathbf{C}(s)$ минимального размера, для которого она может задаваться произвольным образом. При этом определитель желаемой ХМЗС $\det \mathbf{C}(s)$ содержит полюса замкнутой системы. Для того чтобы главная диагональ матрицы $\mathbf{C}(s)$ включала в себя желаемые полюса системы необходимо привести ее к диагональному или треугольному виду. Удобство такого подхода проявляется при рассмотрении многоканальных систем и заключается в упрощении задания требуемых полюсов в виде полиномиальных матриц.

Полиномиальный метод синтеза регуляторов повышенного порядка.

Повышенный порядок регуляторов позволяет добиться дополнительных качественных свойств замкнутой системы, полученных из-за некоторой свободы задания структуры регулятора. Свобода структуры регулятора достигается повышением порядка ХМЗС $C(s)$, что ведет к повышению порядка регулятора, при этом параметров в регуляторе становится больше, чем необходимо для решения. Это может использоваться для обеспечения астатизма по задающему сигналу v . Другим вариантом применения свободных параметров является задание некоторых нулей замкнутой системы, которые могут, например, совпадать с устойчивыми полюсами объекта или принимать произвольные значения.

Рассмотрена задача модального синтеза САУ, использующая ПМР МПФ объекта и регулятора. Используется САУ, основанная на способе управления по отклонению. При этом МПФ регулятора и объекта находятся в прямой связи. Данный тип САУ будет использоваться для исследования в настоящей работе. Приведены различные случаи разложения МПФ объекта и регулятора. Их выбор влияет на размер желаемой ХМЗС. Выбор разложения делается в пользу уменьшения размера желаемой ХМЗС, что упрощает процедуру вычисления параметров регулятора. Приведен обзор литературы, касающийся синтеза регуляторов полного и повышенного порядков. За основу для дальнейших исследований был взят алгоритм синтеза регулятора для объектов с неквадратной МПФ.

1.2 Уточнения алгоритма синтеза регулятора для объектов с неквадратной матричной передаточной функцией

Современные технические системы изобилуют примерами объектов с числом входных каналов, не равным числу выходных каналов. В иностранной литературе такие системы принято называть неквадратными (в отношении вида МПФ) [164, 171, 176, 188, 195, 196], но и отечественные авторы тоже рассматривают такие системы [7, 24, 93]. Эти объекты управления могут быть выделены в отдельный класс как частный случай многоканальных систем. По соотношению входных и выходных каналов неквадратные объекты можно разделить на две группы: с числом входных каналов бóльшим, чем число выходных каналов и наоборот.

Алгоритм синтеза регуляторов для модели объекта с неравным числом входов и выходов применялся автором [93] для систем, содержащих регулятор в прямом канале с объектом (рисунок 1.1, *a*). В этом разделе покажем работоспособность указанного алгоритма также для систем с регулятором, находящимся в обратной связи с учетом некоторых уточнений. Приводится пример синтеза регулятора для объекта с одним входом и двумя выходами. Показаны некоторые уточнения алгоритма, необходимые для детализации некоторых шагов алгоритма.

Для удобства восприятия алгоритм с учетом уточнений (выделены подчеркиванием) приводится в приложении Г. В данном разделе приведены только уточнения с объяснением причины их ввода.

Для шага 4.1. Блоки алгоритма с бóльшим числом входов ($m > p$) и бóльшим числом выходов ($m < p$) в объекте управления: обозначение столбцовых степеней матрицы $\mathbf{D}_r(s)$ принять индексом, отличным от индекса строчных степеней матрицы $\mathbf{D}_l(s)$, так как в некоторых случаях столбцовые степени матрицы $\mathbf{D}_r(s)$ могут не совпадать со строчными степенями $\mathbf{D}_l(s)$.

Было: $i = 1 \dots p$ для обозначения строчных степеней v_i матрицы $\mathbf{D}_l(s)$ и $i = 1 \dots m$ для обозначений столбцовых степеней μ_i матрицы $\mathbf{D}_r(s)$.

Стало: $i = 1 \dots p$ для обозначения строчных степеней v_i матрицы $\mathbf{D}_l(s)$ и $j = 1 \dots m$ для обозначений столбцовых степеней μ_j матрицы $\mathbf{D}_r(s)$.

Для шага 4.3 (блок алгоритма для объектов с бóльшим числом входов):

– изменить обозначение столбцовых степеней регулятора с m_i на z_i , так как символом m в данном алгоритме обозначается количество входов объекта;

– для того чтобы было возможно проводить синтез регулятора, необходимо также указать определение размеров матриц, полученных при полиномиально-матричном разложении МПФ регулятора: $\mathbf{X}_r(s) \in R[s]^{m \times p}$, $\mathbf{Y}_r(s) \in R[s]^{p \times p}$;

– необходимо указать, каким образом осуществляется формирование вектора, состоящего из полиномиальных числовых матриц числителя и знаменателя регулятора: $\mathfrak{R} = (\mathbf{Y}_n^T \quad \mathbf{X}_n^T \quad \mathbf{Y}_{n-1}^T \quad \mathbf{X}_{n-1}^T \quad \dots \quad \mathbf{Y}_0^T \quad \mathbf{X}_0^T)$, где $n = \max(z_1, \dots, z_p)$ – максимальный порядок полиномов в матрицах числителя и знаменателя регулятора;

Для шага 4.3. Блок алгоритма для объектов с бóльшим числом выходов:

– обозначение столбцовых степеней регулятора изменить с m_i на z_i так как символом m в данном алгоритме обозначается количество входов объекта. Определить матрицы левого ПМР МПФ регулятора: $\mathbf{X}_l(s) \in R[s]^{m \times p}$, $\mathbf{Y}_l(s) \in R[s]^{m \times m}$;

– сформировать вектор, состоящий из полиномиальных числовых матриц числителя и знаменателя регулятора: $\mathfrak{R} = (\mathbf{Y}_n \quad \mathbf{X}_n \quad \mathbf{Y}_{n-1} \quad \mathbf{X}_{n-1} \quad \dots \quad \mathbf{Y}_0 \quad \mathbf{X}_0)$, где $n = \max(z_1, \dots, z_m)$ – максимальный порядок полиномов в матрицах числителя и знаменателя регулятора.

Для шага 4.4. Блок алгоритма для объектов с бóльшим числом входов: определить размер желаемой ХМЗС $\mathbf{C}(s) \in R[s]^{p \times p}$. При этом не все корни полинома, представленного определителем «знаменателя» МПФ объекта $\det \mathbf{D}_r(s)$, должны содержаться в полиноме, представленном определителем ХМЗС $\det \mathbf{C}(s)$. Это необходимо для исключения сокращения нулей полюсов МПФ регулятора и объекта, что приводит к внутренней нестабильной замкнутой системы.

Для шага 4.4. Блок алгоритма для объектов с бóльшим числом выходов: определить размер ХМЗС $\mathbf{C}(s) \in R[s]^{m \times m}$. При этом не все корни полинома, представленного определителем «знаменателя» объекта $\det \mathbf{D}_l(s)$, должны содержаться в полиноме, представленном определителем ХМЗС $\det \mathbf{C}(s)$. Это необходимо для исключения сокращения нулей полюсов МПФ регулятора и объекта, что приводит к внутренней нестабильной замкнутой системы.

Для шага 4.6. Блок алгоритма для объектов с бóльшим числом входов: при «вычеркивании» строк из матрицы Сильвестра необходимо также вычеркнуть соответствующие номера строк и в матрице желаемой ХМЗС $\mathbf{C}(s)$.

Для шага 4.6. (блок алгоритма для объектов с бóльшим числом выходов: при «вычеркивании» столбцов из матрицы Сильвестра необходимо также «вычеркнуть» соответствующие номера столбцов и в матрице $\mathbf{C}(s)$).

Для шага 4.11. Блоки алгоритма для объектов с бóльшим числом входов и бóльшим числом выходов: в конце добавить фразу: «Переход на шаг 4.8».

Для шага 4.12. Блоки алгоритма для объектов с бóльшим числом входов и бóльшим числом выходов: данный шаг исключить так как он дублируется с шагом 4.8.

Приведем пример применения алгоритма с учетом уточнения на примере многоканальной системы с регуляторами в обратной связи.

Пример 1.1. Рассмотрим применение модифицированного алгоритма на примере объекта (рисунок 1.2) с одним входным $v(s)$ и двумя выходными каналами $out_1(s)$, $out_2(s)$.

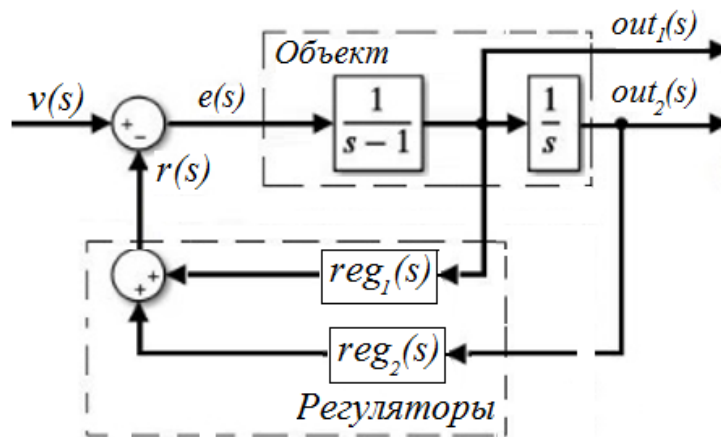


Рисунок 1.2 – Структурная схема САУ «объект – регулятор».

Шаг 1. Матричное описание объекта представляется в виде

$$\begin{bmatrix} out_1(s) \\ out_2(s) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 1 & 1 \\ s-1 & s(s-1) \end{bmatrix}^T e(s), \quad (1.3)$$

где $e(s) = v(s) - r(s)$ – рассогласование между выходом регулятора $r(s)$ и заданием $v(s)$.

Шаг 2. Приводится правое полиномиальное разложение МПФ объекта:

$$\begin{bmatrix} out_1(s) \\ out_2(s) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} s \\ 1 \end{bmatrix} \frac{1}{s(s-1)} e(s). \quad (1.4)$$

МПФ объекта в виде правого взаимно простого полиномиального разложения:
 $\mathbf{W}_o(s) = \mathbf{N}_r(s)d_r^{-1}(s)$. Числитель и знаменатель МПФ объекта соответственно:
 $\mathbf{N}_r(s) = [s \ 1]^T$, $d_r(s) = s(s-1)$.

Шаг 3. С помощью алгоритма, приведенного в [93], правое ПМР объекта приводится к левому взаимно простому и строчно приведенному ПМР объекта:

$$\mathbf{W}_o(s) = \mathbf{D}_l^{-1}(s)\mathbf{N}_l(s), \text{ где } \mathbf{D}_l(s) = \begin{pmatrix} 1 & -s \\ 1-s & 0 \end{pmatrix}, \mathbf{N}_l(s) = [0 \quad -1]^T.$$

Шаг 4. У рассматриваемого объекта один вход ($m=1$) и два выхода ($p=2$). Переход к разделу «меньше входов».

Шаг 4.1. Строчный индекс матрицы $\mathbf{D}_l(s)$ равен $v = v_1 = v_2 = 1$. Столбцовый индекс полинома $d_r(s)$ равен $\mu = 2$.

Шаг 4.2. Матрицы правого полиномиально-матричного отображения: $\mathbf{N}_r(s)$, $\mathbf{D}_r(s)$ представляются как полиномы с коэффициентами в виде числовых матриц: $\mathbf{N}_1 = [1 \quad 0]^T$, $\mathbf{N}_0 = [0 \quad 1]^T$, $d_2 = 1$, $d_1 = -1$, $d_0 = 0$. Полиномиальное уравнение с коэффициентами в виде числовых матриц: $\mathbf{N}_r(s) = \mathbf{N}_1 s + \mathbf{N}_0 = [1 \quad 0]^T s + [0 \quad 1]^T$, $d_r(s) = d_2 s^2 + d_1 s + d_0 = s^2 - s$.

Шаг 4.3. Выбирается регулятор полного порядка. Строчные степени регулятора: $m = v - 1 = 0$, где v определен на шаге 4.1. ПМР регулятора имеет следующий вид: $\mathbf{X}_l(s) = \mathbf{X}_0$ и $\mathbf{Y}_l(s) = \mathbf{Y}_0$, где $\mathbf{X}(s) \in R[s]^{1 \times 2}$, $\mathbf{Y}(s) \in R[s]^{1 \times 1}$. Вектор, состоящий из полиномиальных числовых матриц числителя и знаменателя регулятора, $\mathfrak{R} = (\mathbf{Y}_0 \quad \mathbf{X}_0)$.

Шаг 4.4. Степень ХМЗС $\mathbf{C}(s)$ определим исходя из строчной степени регулятора – m и столбцового индекса матрицы «знаменателя» объекта – μ : $f = m + \mu = 2$. Отсюда $\mathbf{C}(s) = \mathbf{C}_0 + \mathbf{C}_1 s + \mathbf{C}_2 s^2$. Зададим матрицу желаемых коэффициентов ХМЗС: $\mathfrak{N} = (\mathbf{C}_2 \quad \mathbf{C}_1 \quad \mathbf{C}_0)$. Размер ХМЗС $\mathbf{C}(s) \in R[s]^{1 \times 1}$. В случае, если в качестве желаемой ХМЗС выберем $\mathbf{C}(s) = (s+1)^2$, матрица желаемых коэффициентов: $\mathfrak{N} = (1 \quad 2 \quad 1)$.

Шаг 4.6. Сформируем матрицу Сильвестра: $\mathfrak{S} = \begin{pmatrix} \mathbf{D}_2 & \mathbf{D}_1 & \mathbf{D}_0 \\ \mathbf{O} & \mathbf{N}_1 & \mathbf{N}_0 \end{pmatrix}$,

где $\mathbf{O} = [0 \quad 0]^T$. В данном случае ранг матрицы Сильвестра будет равен трем. Ранг данной матрицы полный.

Шаг 4.7. Решается уравнение в матричном виде: $\mathfrak{R}\mathfrak{S} = \mathfrak{N} : \mathfrak{R} = \mathfrak{N}\mathfrak{S}^{-1}$. Числовые матрицы параметров регулятора: $\mathbf{Y}_0 = 1$, $\mathbf{X}_0 = (3 \quad 1)$.

Шаг 4.8. ПМР регулятора с числовыми коэффициентами, найденными на шаге 4.7: $\mathbf{Y}_l = 1$, $\mathbf{X}_l = (3 \ 1)$. Проверим корректность вычислений ХМЗС: $\mathbf{Y}_l \mathbf{D}_r + \mathbf{X}_l \mathbf{N}_r = (s+1)^2 = \mathbf{C}(s)$. Видно, что полученный результат совпадает с желаемым. Значит, вычисления проведены корректно. Таким образом, передаточная функция регулятора принимает вид $\mathbf{W}_{reg}(s) = \mathbf{Y}_l^{-1}(s) \mathbf{X}_l(s) = (3 \ 1)$. *Конец примера.*

На примере системы с неквадратным регулятором показана работоспособность алгоритма синтеза регуляторов, приведенного в приложении Г, для случая нахождения регулятора в обратной связи. Предложены некоторые уточнения приведенного алгоритма, позволившие уточнить некоторые шаги алгоритма и уменьшить количество шагов в нем без потери качества работы.

Одним из существенных ограничений на использование данного алгоритма является необходимость линеаризации модели объекта, а значит, регуляторы, полученные в результате работы данного алгоритма, не учитывают особенности модели объекта, выражающиеся в нелинейных или нестационарных параметрах. Для решения данного вопроса указанный алгоритм используется в качестве основы для формирования алгоритма синтеза нейросетевых регуляторов.

1.3 Модификация алгоритма синтеза регуляторов полиномиальным методом

Задача управления также может быть усложнена звеном запаздывания в структуре объекта (т. е. существует некоторый временной промежуток $\tau > 0$, при котором отсутствует реакция объекта регулирования на управляющее воздействие) [37, 47, 58, 59]. В некоторых многоканальных системах учет звеньев запаздывания необходим ввиду их значительного влияния на динамику переходных процессов [62, 69, 71, 73, 76, 103]. Данный раздел посвящен рассмотрению синтеза многоканального регулятора, который обеспечивал бы хорошее качество управления (запас устойчивости), если бы многоканальный объект управления содержал звенья запаздывания в своей структуре. Приводится модификация алгоритма синтеза регуляторов полиномиальным методом, предложенная автором работы [93], с учетом уточнений, показанных в разделе 1.2. Данная модификация позволяет учесть звенья запаздывания при синтезе САУ [16, 17].

Для синтеза САУ, содержащей многоканальный объект управления, используется модифицированный алгоритм синтеза САУ для многоканальных систем

(приложение Г). Данный алгоритм основан на модальном методе синтеза, использующем полиномиальное матричное разложение МПФ объекта и регулятора. Добиться необходимой динамики переходных процессов систем удастся благодаря сохранению полюсов передаточной функции звена задержки. Передаточная функция звена задержки будет реализована благодаря аппроксимации запаздывания функцией Паде по формуле

$$w_{delay}(s) = \frac{\sum_{k=1}^n \left(\frac{(n+k)!}{k!(n-k)!} (-\tau s)^{n-k} \right)}{\sum_{k=1}^n \left(\frac{(n+k)!}{k!(n-k)!} (\tau s)^{n-k} \right)},$$

где n – порядок аппроксимации (влияет на качество полученной САУ), τ – время задержки, s – оператор Лапласа. Суть модификации состоит в выборе корней определителя ХМЗС таким образом, чтобы в нем были представлены полюса передаточной функции звена запаздывания.

Кратко покажем, в чем состоят модификации (модифицированный алгоритм полностью приведен в приложении Г). Представим выражения на примере использования левого полиномиального разложения МПФ регулятора и правого полиномиального разложения МПФ объекта. Представим полиномиальные матрицы 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 объекта 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 (1.2) после проведения сокращений, которые соответствуют понижению порядка рассматриваемой системы, можно представить в виде

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

Произошло понижение порядка рассматриваемой системы благодаря выделению из матриц $\mathbf{D}_r(s)$, $\mathbf{C}(s)$, $\mathbf{X}_l(s)$ полиномов, соответствующих характеристическому полиному передаточной функции звена запаздывания. При этом

при синтезе регулятора звено запаздывания будет учтено благодаря преобразованию числителя МПФ регулятора: $\mathbf{X}_l(s) = \mathbf{X}'_l(s) c^{-1}(s)\mathbf{E}$.

Далее на примере многоканального объекта, содержащего звенья запаздывания в своей структуре, показано применение алгоритма синтеза регулятора.

Пример 1.2. Постановка задачи. Рассмотрен правильный, но не строго правильный неустойчивый объект с равным числом входных и выходных каналов соответственно: $\mathbf{u}(s) = (u_1(s) \ u_2(s))^T$, $\mathbf{y}(s) = (y_1(s) \ y_2(s))^T$. В объекте управления присутствуют перекрестные связи (рисунок 1.3)

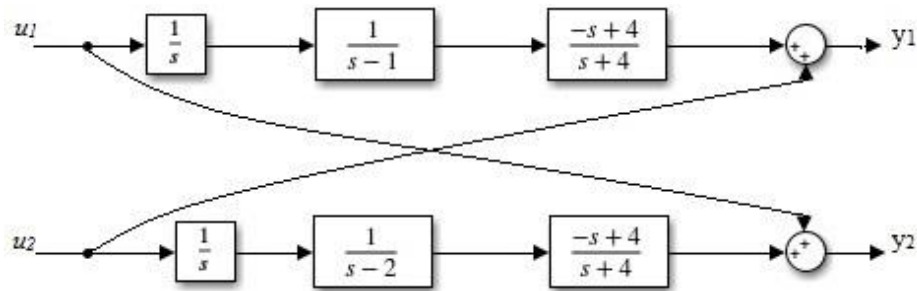


Рисунок 1.3 – Структурная схема объекта

Звенья $w_{delay}(s) = \frac{4-s}{s+4}$ получены путем аппроксимации звеньев запаздывания с помощью ряда Паде первого порядка при $\tau = 0.5$ с. Описание объекта со звеньями запаздывания в виде МПФ:

$$\begin{pmatrix} y_1(s) \\ y_2(s) \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} \frac{4-s}{s(s-1)(s+4)} & 1 \\ 1 & \frac{4-s}{s(s-2)(s+4)} \end{pmatrix} \begin{pmatrix} u_1(s) \\ u_2(s) \end{pmatrix}. \quad (1.5)$$

Необходимо добиться астатизма по выходам $y_1(s)$, $y_2(s)$ системы. Воспользуемся модифицированным алгоритмом синтеза (приложение Г) и найдем левое ПМР объекта:

$$\underbrace{\begin{pmatrix} s(s-1)(s+4) & 0 \\ 0 & s(s-2)(s+4) \end{pmatrix}}_{\mathbf{D}_l(s)} \begin{pmatrix} y_1(s) \\ y_2(s) \end{pmatrix} = \underbrace{\begin{pmatrix} 4-s & s(s-1)(s+4) \\ s(s-2)(s+4) & 4-s \end{pmatrix}}_{\mathbf{N}_l(s)} \begin{pmatrix} u_1(s) \\ u_2(s) \end{pmatrix}, \quad (1.6)$$

где $\mathbf{N}_l(s)$, $\mathbf{D}_l(s) \in R[s]^{2 \times 2}$ – числитель и знаменатель МПФ объекта, $R[s]^{n \times m}$ – обозначение множества полиномиальных матриц размером $n \times m$ с вещественными коэффициентами (n – число строк, m – число столбцов).

Для гарантированного существования решения необходима проверка на взаимную простоту матриц числителя и знаменателя МПФ объекта [129]. Проверка взаимной простоты матриц осуществляется по алгоритму, приведенному в работе [20]. Блочная матрица $\mathbf{M}(s) = [\mathbf{D}_l(s) \ \vdots \ \mathbf{N}_l(s)]$:

$$\begin{bmatrix} s(s-1)(s+4) & 0 & \vdots & 4-s & s(s-1)(s+4) \\ 0 & s(s-2)(s+4) & \vdots & s(s-2)(s+4) & 4-s \end{bmatrix}. \quad (1.7)$$

Матрицу $\mathbf{M}(s)$ необходимо привести к нижнетреугольному виду посредством элементарных строчных операций, т. е. найти такую унимодулярную матрицу \mathbf{W} ,

для которой справедливо $\mathbf{M}(s)\mathbf{G}(s) = [\mathbf{D}_l(s) \ \mathbf{N}_l(s)] \begin{bmatrix} \mathbf{V}_l(s) & \vdots & -\mathbf{N}_r(s) \\ \mathbf{U}_l(s) & \vdots & \mathbf{D}_r(s) \end{bmatrix} = [\mathbf{L} \ 0]$,

где \mathbf{L} – наибольший общий левый делитель матриц \mathbf{N}_l , \mathbf{D}_l ; \mathbf{N}_r , \mathbf{D}_r – взаимно-простые матрицы правого полиномиального разложения объекта:

$$\mathbf{N}_r(s) = \begin{pmatrix} 4-s & s(s-2)(s+4) \\ s(s-1)(s+4) & 4-s \end{pmatrix}, \quad \mathbf{D}_r(s) = \begin{pmatrix} s(s-1)(s+4) & 0 \\ 0 & s(s-2)(s+4) \end{pmatrix}. \quad (1.8)$$

Тогда МПФ объекта через описание правого полиномиального разложения

$$\mathbf{W}_{ob}(s) = \mathbf{N}_r(s)\mathbf{D}_r^{-1}(s). \quad (1.9)$$

Матрицы \mathbf{N}_r , \mathbf{D}_r представляются в полиномиальном виде с коэффициентами полинома в виде числовых матриц:

$$\mathbf{N}_r(s) = \mathbf{N}_1s + \mathbf{N}_0, \quad \mathbf{D}_r(s) = \mathbf{D}_1s + \mathbf{D}_0, \quad (1.10)$$

где $\mathbf{D}_1, \mathbf{D}_0, \mathbf{N}_1, \mathbf{N}_0 \in R^{2 \times 2}$ – матрицы числовых коэффициентов. Наибольший общий левый делитель $\mathbf{L} = \text{diag}(96, 64)$ представлен унимодулярной матрицей. Это значит, что матрицы, представленные в (1.6), являются также взаимно простыми.

Синтез регулятора. МПФ регулятора представляется в виде левого полиномиального представления: $\mathbf{W}_r(s) = \mathbf{Y}_l^{-1}(s)\mathbf{X}_l(s)$, где $\mathbf{X}_l(s), \mathbf{Y}_l(s) \in R[s]^{2 \times 2}$ – матрицы числителя и знаменателя МПФ регулятора. САУ (рисунок 1.4) строится по принципу управления по отклонению с блоком управления $\mathbf{W}_r(s)$, находящимся в прямой связи с объектом $\mathbf{W}_{ob}(s)$.

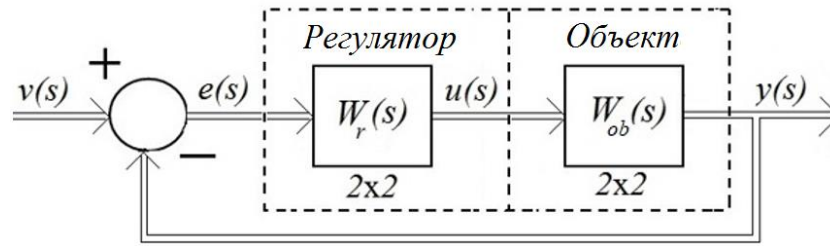


Рисунок 1.4 – Структурная схема системы

На представленной схеме на регулятор поступает ошибка управления $e(s) = v(s) - y(s)$, где $e(s)$, $v(s)$, $y(s) \in R(s)^{2 \times 1}$ – векторы ошибки управления, задающего воздействия и выхода объекта соответственно. На выходе регулятора управляющий сигнал $u(s) \in R(s)^{2 \times 1}$. В случае представления МПФ объекта и регулятора в виде ПМР система будет выглядеть следующим образом (рисунок 1.5).

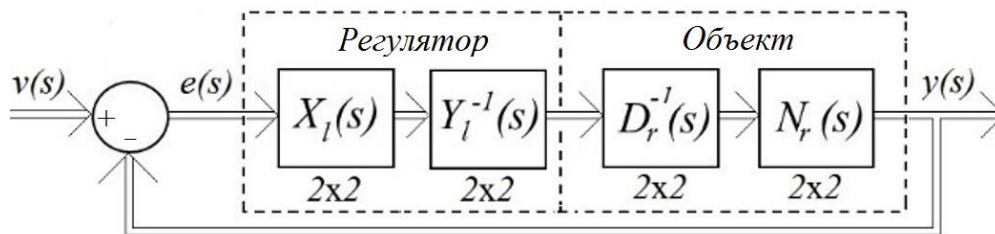


Рисунок 1.5 – Структурная схема системы в развернутом виде

Тогда МПФ замкнутой системы [13, 15] примет вид.

$$W_{cl}(s) = N_r(s) \left(Y_l(s) D_r(s) + X_l(s) N_r(s) \right)^{-1} X_l(s), \text{ где ХМЗС} - Y_l(s) D_r(s) + X_l(s) N_r(s).$$

Выбор вида передаточной функции регулятора. Согласно рекомендациям [3] выбран регулятор полного порядка. Столбцовые степени матриц «знаменателя» объекта $m = m_1 = m_2 = 3$. Столбцовые степени матриц числителя и знаменателя регулятора на единицу меньше столбцовых степеней матриц объекта: $\mu = \mu_1 = \mu_2 = m - 1 = 2$. Тогда ПМР МПФ регулятора:

$$\mathbf{X}_l(s) = \begin{pmatrix} x_{11}^2 s^2 + x_{11}^1 s + x_{11}^0 & x_{12}^2 s^2 + x_{12}^1 s + x_{12}^0 \\ x_{21}^2 s^2 + x_{21}^1 s + x_{21}^0 & x_{22}^2 s^2 + x_{22}^1 s + x_{22}^0 \end{pmatrix},$$

$$\mathbf{Y}_l(s) = \begin{pmatrix} y_{11}^2 s^2 + y_{11}^1 s + y_{11}^0 & y_{12}^2 s^2 + y_{12}^1 s + y_{12}^0 \\ y_{21}^2 s^2 + y_{21}^1 s + y_{21}^0 & y_{22}^2 s^2 + y_{22}^1 s + y_{22}^0 \end{pmatrix}.$$

Здесь у элементов x_{ij}^k , y_{ij}^k нижние индексы i, j – номер строки и номер столбца числовой матрицы \mathbf{X}_k , а верхний индекс $k = 0, 1, 2$ соответствует порядковому номеру

числовой матрицы, являющейся элементом полиномов $\mathbf{X}_l(s) = \sum_{k=0}^2 \mathbf{X}_k s^k$, $\mathbf{Y}_l(s) = \sum_{k=0}^2 \mathbf{Y}_k s^k$, где $\mathbf{X}_k, \mathbf{Y}_k \in R^{2 \times 2}$ – матрицы числовых коэффициентов при соответствующих степенях полиномов.

Выбор желаемых корней ХМЗС. Выбор корней полиномов главной диагонали желаемой ХМЗС $\mathbf{C}(s)$ необходим для обеспечения требуемой динамики переходных процессов системы. Размерность желаемой ХМЗС $\mathbf{C}(s) \in R[s]^{2 \times 2}$, где $\mathbf{C}(s)$ диагонального вида исходя из удобства задания желаемых полюсов. Один из желаемых полюсов задан равным минус четырем. Он выбран равным полюсу передаточной функции звена запаздывания $W_{delay}(s)$, аппроксимированной функцией Паде. Полиномиальная матрица, составленная с учетом данного полюса: $\mathbf{C}''(s) = \text{diag}(s + 4)$. Остальные полюса выбираются так:

1) с учетом их нахождения в левой полуплоскости \mathbb{C}^- комплексной плоскости для устойчивости все системы [117, 129];

2) с учетом несовпадения с полюсами объекта для исключения сокращений, которые приводят к неустойчивости.

В данном примере полиномиальная матрица составлена с учетом выбранных полюсов: $\mathbf{C}'(s) = \text{diag}((s + 1)^4)$, $\mathbf{C}'(s) \in R[s]^{2 \times 2}$. Таким образом, желаемая ХМЗС приобретает следующий вид: $\mathbf{C}(s) = \mathbf{C}'(s)\mathbf{C}''(s) = \text{diag}((s + 4)(s + 1)^4)$. Полиномиальное матричное представление желаемой ХМЗС: $\mathbf{C}(s) = \sum_{i=0}^5 \mathbf{C}_i s^i$, где $\mathbf{C}_i \in R^{2 \times 2}$ – числовые матрицы, $i = 0, \dots, 5$. Блочная матрица, составленная из числовых матриц \mathbf{C}_i : $\mathfrak{N} = (\mathbf{C}_5 \ \mathbf{C}_4 \ \mathbf{C}_3 \ \mathbf{C}_2 \ \mathbf{C}_1 \ \mathbf{C}_0)$. Для нахождения параметров МПФ регулятора приравнивается ХМЗС к желаемой ХМЗС:

$$\mathbf{Y}_l(s)\mathbf{D}_r(s) + \mathbf{X}_l(s)\mathbf{N}_r(s) = \mathbf{C}(s). \quad (1.11)$$

Представим систему линейных алгебраических уравнений с неизвестными в виде параметров передаточной функции регулятора: $\mathfrak{Z}^T \mathfrak{R}^T = \mathfrak{N}^T$, где $\mathfrak{R} = (\mathbf{Y}_2 \ \mathbf{X}_2 \ \mathbf{Y}_1 \ \mathbf{X}_1 \ \mathbf{Y}_0 \ \mathbf{X}_0)$ – блочная матрица коэффициентов полиномов числителя и знаменателя МПФ регулятора, \mathfrak{Z} – матрица Сильвестра с элементами в виде числовых матриц – коэффициентов полиномов числителя и знаменателя МПФ объекта из уравнения (7):

$$\mathfrak{Z}^T = \begin{pmatrix} \mathbf{D}_3 & \mathbf{N}_3 & \mathbf{O} & \mathbf{O} & \mathbf{O} & \mathbf{O} \\ \mathbf{D}_2 & \mathbf{N}_2 & \mathbf{D}_3 & \mathbf{N}_3 & \mathbf{O} & \mathbf{O} \\ \mathbf{D}_1 & \mathbf{N}_1 & \mathbf{D}_2 & \mathbf{N}_2 & \mathbf{D}_3 & \mathbf{N}_3 \\ \mathbf{D}_0 & \mathbf{N}_0 & \mathbf{D}_1 & \mathbf{N}_1 & \mathbf{D}_2 & \mathbf{N}_2 \\ \mathbf{O} & \mathbf{O} & \mathbf{D}_0 & \mathbf{N}_0 & \mathbf{D}_1 & \mathbf{N}_1 \\ \mathbf{O} & \mathbf{O} & \mathbf{O} & \mathbf{O} & \mathbf{D}_0 & \mathbf{N}_0 \end{pmatrix},$$

где $\mathbf{O} \in R^{2 \times 2}$ – нулевая матрица.

МПФ объекта можно выразить с учетом нахождения в ней матрицы полюсов звена запаздывания $\mathbf{C}''(s)$: $\mathbf{N}_r(s)\mathbf{D}_r^{-1}(s) = \mathbf{N}_r(s)(\mathbf{D}'_r(s)\mathbf{C}''(s))^{-1}$, где $\mathbf{D}'_r(s)$ – матрица «знаменателя» МПФ объекта без учета полюса звена запаздывания $\mathbf{C}''(s)$. Таким образом, с учетом $\mathbf{D}_r(s) = \mathbf{D}'_r(s)\mathbf{C}''(s)$ уравнение (1.11) можно переписать в виде

$$\mathbf{Y}_l(s)\mathbf{D}'_r(s)\mathbf{C}''(s) + \mathbf{X}_l(s)\mathbf{N}_r(s) = \mathbf{C}'(s)\mathbf{C}''(s). \quad (1.12)$$

В правой и в левой части уравнения (в одном из слагаемых) присутствует $\mathbf{C}''(s)$. То есть во втором слагаемом $\mathbf{X}_l(s)\mathbf{N}_r(s)$ «знаменатель» также присутствует. Из полинома числителя МПФ объекта $\mathbf{N}_l(s)$ известно, что элементов $\mathbf{C}''(s)$ в нем нет. Отсюда следует, что он содержится в числителе МПФ регулятора $\mathbf{X}_r(s)$. Выражение (1.12) приобретает вид

$$\mathbf{Y}_l(s)\mathbf{D}'_r(s)\mathbf{C}''(s) + \mathbf{X}'_l(s)\mathbf{C}''(s)\mathbf{N}_r(s) = \mathbf{C}'(s)\mathbf{C}''(s). \quad (1.13)$$

Элемент $\mathbf{C}''(s)$ в данном примере представлен матрицей диагонального вида с одинаковыми элементами главной диагонали, поэтому в (1.13) может быть применено следующее преобразование: $\mathbf{C}''(s) = c''(s)\mathbf{I}$, где $\mathbf{I} \in R^{2 \times 2}$ – единичная матрица, $c''(s) = s + 4$. С учетом сокращения $c''(s)$ выражение (1.13) примет вид

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

Система линейных уравнений соответственно приобретает вид

$$(\mathfrak{Z}')^T (\mathfrak{R}')^T = (\mathfrak{N}')^T : (\mathfrak{R}')^T = ((\mathfrak{Z}')^T)^{-1} (\mathfrak{N}')^T, \quad (1.14)$$

где $\mathfrak{R}' = (\mathbf{Y}'_2 \quad \mathbf{X}'_2 \quad \mathbf{Y}'_1 \quad \mathbf{X}'_1 \quad \mathbf{Y}'_0)$ – блочная матрица коэффициентов полиномов МПФ регулятора, $\mathfrak{N}' = (\mathbf{C}'_4 \quad \mathbf{C}'_3 \quad \mathbf{C}'_2 \quad \mathbf{C}'_1 \quad \mathbf{C}'_0)$ – блочная матрица коэффициентов полиномов полиномиальной матрицы $\mathbf{C}'(s)$, \mathfrak{Z}' – преобразованная матрица Сильвестра (получена «вычеркиванием» последней строки и столбца матрицы Сильвестра \mathfrak{Z}).

После решения системы уравнений (1.14) получена матрица коэффициентов \mathfrak{R}' , тогда левое ПМР регулятора принимает вид

$$\mathbf{X}_l(s) = \begin{pmatrix} 5s^2 + 20s + 0.2 & 0 \\ 0 & 20s^2 + 80s + 1 \end{pmatrix}, \quad \mathbf{Y}_l(s) = \begin{pmatrix} s^2 + 5s + 16 & -5s^2 - 20s - 1 \\ -20s^2 - 80s - 1 & s^2 + 6s + 38 \end{pmatrix}.$$

Моделирование полученных результатов. Для моделирования переходных процессов используются: входные воздействия на САУ $v_1(t) = 1(t)$, $v_2(t) = -1(t)$, блок «транспортного запаздывания» (вместо звена запаздывания, аппроксимированного рядом Паде, которое использовалось при расчетах). Переходные процессы показаны на рисунке 1.6.

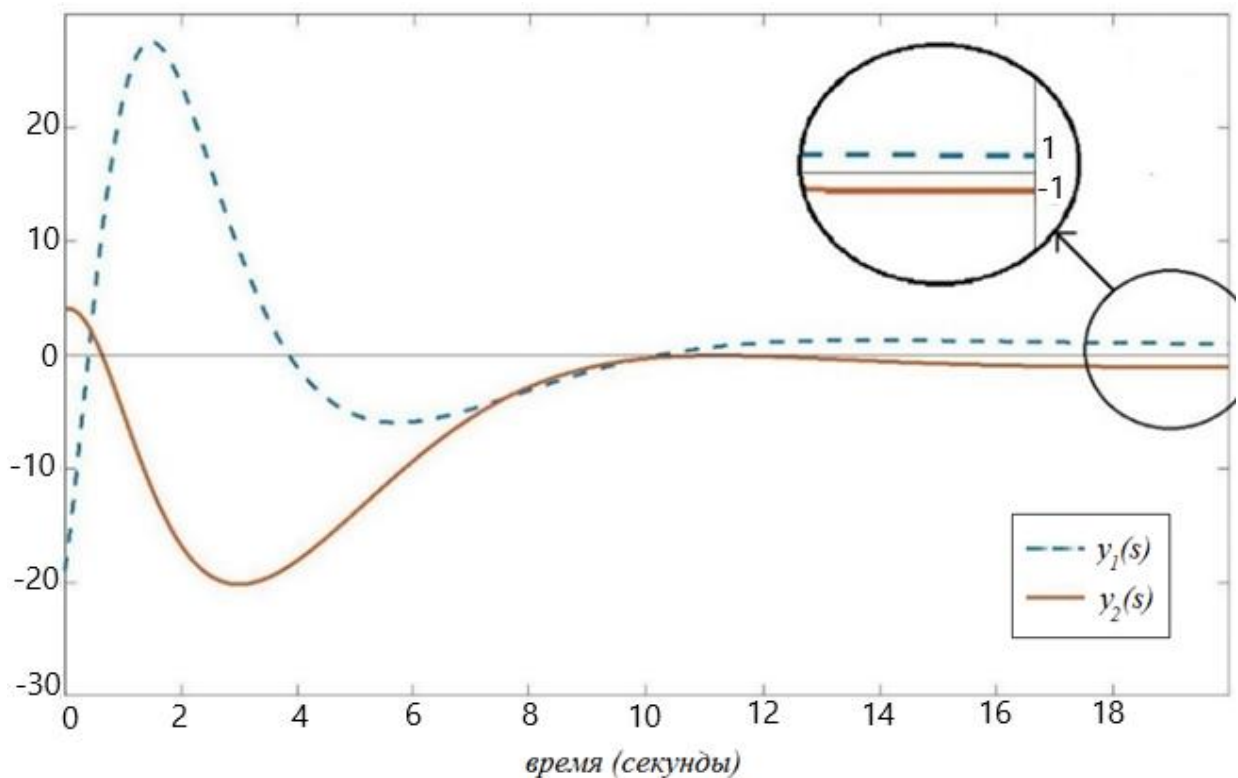


Рисунок 1.6 – График переходных процессов системы

Требование к САУ по обеспечению устойчивых и астатичных переходных процессов выполнено. **Конец примера.**

На примере многоканального объекта продемонстрирована методика синтеза многоканального регулятора, которая обеспечивала бы приемлемое качество управления (запас устойчивости), если бы многоканальный объект управления содержал звенья запаздывания в своей структуре. Данная методика основана на модальном методе, использующем полиномиальное матричное разложение системы. Для учета звеньев запаздывания в составе системы вычисляется

их передаточные функции с помощью аппроксимации функцией Паде с ограниченным числом членов. Особенностью продемонстрированной методики является требование к «сохранению» в МПФ замкнутой системы полюсов передаточной функции звена запаздывания.

Выводы по главе 1

Рассмотрена задача синтеза САУ для многоканальных систем, в частности, задача модального метода синтеза, использующего полиномиальное матричное разложение системы. Описаны структурные схемы многоканальных систем, рассмотренные в настоящем исследовании. Приведены различные случаи разложения МПФ объекта и регулятора. Их выбор влияет на размер желаемой ХМЗС. Выбор разложения отдается в пользу уменьшения размера желаемой ХМЗС, что упрощает процедуру вычисления параметров регулятора. Приведен обзор литературы, касающийся синтеза регуляторов полного и повышенного порядка. За основу для дальнейших исследований был взят алгоритм синтеза регулятора для объектов с неквадратной МПФ. Показана работоспособность алгоритма синтеза регуляторов, приведенного в приложении Г, для случая нахождения регулятора в обратной связи. Предложены некоторые уточнения приведенного алгоритма. Одним из существенных ограничений на использование данного алгоритма является необходимость линеаризации модели объекта, а значит, регуляторы, полученные в результате работы данного алгоритма, не учитывают особенности модели объекта, выражающиеся в нелинейных или нестационарных параметрах. Для решения данного вопроса указанный алгоритм использовался в качестве основы при формировании алгоритма синтеза нейросетевых регуляторов. Продемонстрирована методика синтеза многоканального регулятора, которая обеспечивала бы приемлемое качество управления (запас устойчивости), если бы многоканальный объект управления содержит звенья запаздывания в своей структуре. Данная методика основана на модальном методе, использующем полиномиальное матричное разложение системы. Для учета звеньев запаздывания в составе системы вычисляются их передаточные функции с помощью аппроксимации функцией Паде с ограниченным числом членов. Особенностью продемонстрированной методики является требование к «сохранению» в МПФ замкнутой системы полюсов передаточной функции звена запаздывания.

ГЛАВА 2 СИНТЕЗ РЕГУЛЯТОРОВ С ИСПОЛЬЗОВАНИЕМ НЕЙРОСЕТЕВОГО ПОДХОДА

Применение искусственных нейронных сетей (далее – нейронных сетей) находит всё большую популярность в различных аспектах жизни современного общества [97, 119, 121, 138, 141, 157]. Это может быть связано с рядом преимуществ перед классическими вычислительными методами и алгоритмами. К ним можно отнести способность к самоорганизации и обучению, параллельность вычислений. Вместе с тем также существует ряд не до конца формализованных вопросов, связанных с использованием нейронных сетей [12, 91, 152].

В разделе 2.1 рассматриваются вопросы выбора архитектуры и весовых коэффициентов нейронной сети, приведены некоторые подходы к их решению; рассмотрены архитектуры нейронных сетей с одним скрытым слоем и с несколькими скрытыми слоями; показано влияние способности к обобщению в зависимости от архитектуры нейронной сети.

В разделе 2.2 рассматриваются нейронные сети прямого распространения; изучается рекуррентный тип нейронных сетей как наиболее часто встречающийся при переходе от исходного регулятора к нейросетевому согласно приведенному алгоритму; перечисляются преимущества и слабые стороны данных типов архитектур; освещается проблема обучения рекуррентных нейронных сетей и способы ее решения.

Примером применения нейронных сетей можно считать их внедрение в состав САУ динамическими объектами [161, 186, 187]. В разделе 2.3 раскрывается суть терминов «нейроуправление» и «нейрорегулятор», приводится обзор публикаций в иностранной и отечественной литературе, перечисляются некоторые преимущества использования нейросетевого подхода в управлении и не до конца формализованные вопросы, более подробно рассматривается один из методов нейроуправления – «подражающее нейроуправление».

В разделе 2.4 даны типовые настройки нейронных сетей, необходимые для настройки нейрорегулятора и используемые в настоящей работе.

В разделе 2.5 затрагивается вопрос структурных преобразований САУ, позволяющих расширить диапазон возможностей по управлению объектом с помощью нейрорегулятора. Приводятся пример синтеза и настройки нейросетевого

регулятора, взятого из типовых архитектур, и на его примере демонстрируется возможность оптимизации его структуры.

2.1 Вопросы выбора архитектуры и инициализации весовых коэффициентов нейронной сети

При синтезе САУ с применением нейросетевого подхода актуальность приобретает вопрос **выбора структуры нейронной сети** [152, 153, 170, 179, 186, 187, 207]. Один из популярных способов решения данного вопроса связан с подбором из стандартного набора конфигураций нейронной сети, где для каждого типа задач существует рекомендуемая архитектура нейронной сети [36, 41, 91, 153, 156, 169]. Однако данный подход не всегда дает приемлемый с точки зрения скорости сходимости результат. Каждая нейронная связь в структуре нейронной сети предполагает наличие в ней настраиваемого коэффициента, а значит, «избыточные» нейронные связи приводят к увеличению времени, необходимого для настройки. В некоторых случаях избыточные нейронные связи приводят к эффекту переобученности нейронной сети, а значит, к невозможности обеспечить требуемые характеристики САУ. Недостаточно сложная структура нейросетевого регулятора также не позволит выполнить требуемое управление объектом. Таким образом, одним из актуальных вопросов является определение достаточной, но не избыточной сложности структуры используемой нейронной сети [143]. Так, в работе [9] анализировали влияние числа слоев нейронной сети на устойчивость замкнутых систем нейроуправления электроприводом, а также приводил один из возможных методов синтеза И- ПИ- ПИД-регуляторов с помощью нейронной сети. В работе [35] приводится алгоритм определения оптимальной внутренней структуры нейронной сети, моделирующей процесс термического отжига. В работе [49] предложили решение вопроса выбора архитектуры нейронной сети с помощью итеративного метода последовательного наращивания числа слоев и нейронов, а также метод направленного случайного поиска структуры нейросетевой модели регулятора. В работе [46] предложили подход к определению структуры и инициализации нейронной сети нейросетевого оптимизатора, предназначенного для настройки ПИД-регулятора. На вид структуры нейросетевого оптимизатора влияют ограничения, накладываемые на управляющее воздействия, критерии качества переходных процессов, и число режимов работы объекта управления.

При решении задачи выбора конфигурации нейросетевого регулятора необходимо руководствоваться несколькими противоречивыми принципами [54]:

1) возможности нейросетевого регулятора увеличиваются при введении нелинейных функций активации вместо линейных, увеличении числа нейронов и скрытых слоев, введении обратных связей;

2) увеличение возможностей нейронной сети также увеличивает время и величину учебной выборки, необходимой для обучения нейронной сети, и поднимает вопрос о динамической устойчивости нейросетевого регулятора.

Одним из типичных показателей сложности нейронной сети является количество и размерность ее весовых коэффициентов. Это связано с тем, что вычислительные затраты на обучение нейронной сети, основанное на обратном распространении ошибки, быстро возрастают даже при небольшом увеличении количества и размерности весовых коэффициентов. Это приводит к проблеме, которую называют «проклятием размерности» (*curse of dimensionality*). Она связана с экспоненциальным ростом необходимых экспериментальных данных в зависимости от размерности пространства при решении задачи обучения нейронной сети. Впервые термин ввел Ричард Беллман применительно к общей задаче динамического программирования [192]. Именно поэтому важно идентифицировать нейронные сети минимальной сложности. С другой стороны, недостаточно сложная архитектура не позволит получить регулятор с требуемыми характеристиками.

Проблема выбора числа нейронных слоев уходит своими корнями в начало XX века и описывается как тринадцатая гипотеза Гильберта [155]. Она касалась возможности представления функций нескольких переменных (в оригинале говорилось о решении уравнения седьмой степени) как функции от коэффициентов в виде суперпозиции нескольких непрерывных функций двух переменных. Решение для частного случая данной гипотезы была дано В. И. Арнольдом совместно с А. Н. Колмогоровым [53]. Они доказали, что любая непрерывная функция любого количества переменных представляется в виде суперпозиции непрерывных функций одной и двух переменных. Таким образом, эта теория о том, что решение задачи аппроксимации сколь угодно сложной функции может быть осуществлено нейронной сетью, включающей только один скрытый слой. Однако при этом остается открытым вопрос о необходимом числе нейронов в скрытом слое и величине тренировочной выборки.

При использовании нейронных сетей с большим числом нейронов в одном скрытом слое вероятность проявления проблемы переобученности (*overfitting*) нейронной сети [126, 148, 172, 185] выше, чем при использовании нейронной сети с несколькими скрытыми слоями. Нейронная сеть «запомнит» соответствующие выходные значения в ответ на определенные входные значения. При вводе новых данных, которые не предъявлялись данной нейронной сети для обучения, выходные значения не будут соответствовать ожидаемым.

Покажем это с помощью ошибки обобщения (*generalization error*), введенной авторами [152]: $E_G(\mathbf{w}) \leq E_L(\mathbf{w}) + \varepsilon\left(\frac{p}{\eta}, E_L\right)$, где $E_L(\mathbf{w})$ – ошибка обучения, ε – доверительный интервал, p – количество обучающих выборок, η – мера Вапника – Червоненкиса (*Vapnik – Chervonenkis dimension – VCdim*). Величина ε уменьшается при увеличении числа обучающих выборок p относительно уровня сложности сети VCdim. Для выработки в нейронной сети способности к обобщению необходимо не только обеспечить приемлемое значение ошибки обучения на большом числе обучающих выборок, но также необходимо выбрать неизбыточную меру VCdim. Покажем, что для нейронных сетей одинаковой сложности (равное число весовых коэффициентов), но с различными архитектурами мера VCdim может быть различной. То есть в одном случае вероятность успешного обобщения будет выше.

Верхняя граница меры VCdim определяется согласно выражению [199]:

$$2[0.5K]N \leq VC \dim \leq 2N_w(1 + \lg N_n), \quad (2.1)$$

где $[0.5K]$ – целая часть числа $0.5K$, N – размерность вектора входа, K – количество нейронов во всех скрытых слоях, N_w – число весов нейронной сети, N_n – общее число нейронов в нейронной сети. Рассмотрим нейронную сеть с двумя скрытыми слоями NN_1 и аналогичную ей по сложности нейронную сеть, содержащую один скрытый слой NN_2 . На рисунке 2.1 представлены аналогичные по сложности (относительно количества весовых коэффициентов) архитектуры нейронных сетей.

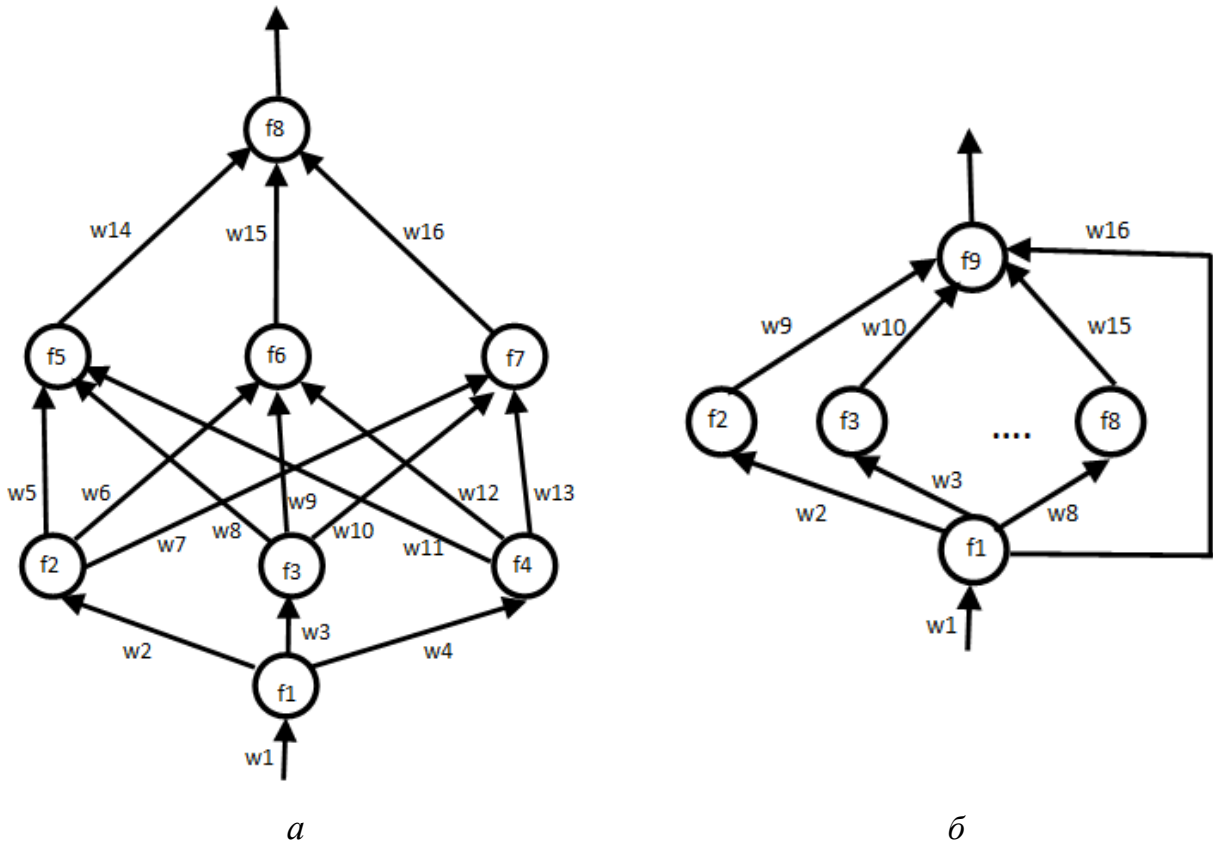


Рисунок 2.1 – Архитектуры нейронных сетей: a – NN_1 с двумя скрытыми слоями, b – NN_2 с одним скрытым слоем

Здесь w_1, w_2, \dots, w_{16} – весовые коэффициенты; f_1, f_2, \dots, f_9 – нейроны. Для создания нейронной сети NN_2 аналогичной по сложности к нейронной сети NN_1 потребовалось задействовать девять нейронов в NN_2 , вместо восьми в случае NN_1 .

Рассчитаем нижнюю и верхнюю границу меры $VCdim$ для нейронной сети: NN_1 : $6 \leq VCdim \leq 61$, и NN_2 : $7 \leq VCdim \leq 63$. В случае использования нейронной сети, имеющей один скрытый слой, мера Вапника – Червоненкиса попадает в диапазон со значениями бóльшими по сравнению со случаем использования нейронной сети с несколькими скрытыми слоями. Это значит, что для NN_1 ошибка обобщения $E_G(\mathbf{w})$ сети будет меньше, чем при использовании архитектуры по типу NN_2 , при условии неизменности количества обучающих выборок p и ошибки обучения $E_L(\mathbf{w})$.

Из вышесказанного можно сделать вывод, что глубокие нейронные сети (с числом скрытых слоев больше единицы) больше подходят для обобщения представленных данных по сравнению с неглубокими нейронными сетями (содержащими один скрытый слой). Неглубокие нейронные сети с большим числом

нейронов в скрытом слое очень хороши для запоминания, но не так хороши для обобщения. В связи с этим в последнее время использование многослойных нейросетей для синтеза регуляторов получило широкую популярность [184, 190, 205].

Второй вопрос, который возникает при использовании нейросетевого подхода, касается **выбора начальных коэффициентов нейронной сети**. Время обучения и точность аппроксимации конечной модели существенно зависят от инициализации весовых коэффициентов [114, 160, 170, 173, 174, 198]. Неудачный выбор начальных коэффициентов в некоторых случаях также не позволит найти требуемое решение.

Большое число публикаций посвящено различным подходам к решению данного вопроса. Авторы [74] исследовали проблему выбора начальных условий в управляемых системах с нелинейной динамикой и особенностями канала управления. В работе [38] приведена процедура поиска оптимальных начальных значений параметров нечёткой нейронной сети с целью повышения эффективности обучения нейросетевой модели для нелинейных объектов в условиях краткосрочного прогнозирования. В работе [146] изучается влияние различных функций активации нейронной сети на возможности ее обучения при инициализации весовых коэффициентов случайным образом. Автор [173] предложил теорию инициализации весовых коэффициентов для нейронных сетей с нелинейными функциями активации.

Один из подходов, призванных решить данную проблему, состоит в случайном выборе весовых коэффициентов. Он предполагает случайную инициализацию весовых параметров нейрорегулятора из некоторого распределения. К такому типу алгоритмов можно отнести инициализацию Нгуена – Видроу [183], инициализацию Драго и Риделла [140], сферическую инициализацию [178], подбор числа сигмоидов [128]. К преимуществам данного подхода можно отнести простоту программной реализации и небольшие вычислительные затраты. Однако в данном случае не может быть гарантировано качество обученного нейросетевого регулятора и время обучения. Они могут отличаться на одинаковом наборе данных могут отличаться при различных запусках алгоритма инициализации. Для этого существует подход, использующий свойства исходной выборки данных для сокращения времени обучения и уменьшения вариативности обученных нейросетей [206]. Но этот подход требует значительных вычислительных затрат при использовании данных высокой размерности.

Второй подход связан с детерминированной инициализацией весовых коэффициентов. Основным его преимуществом является повторяемость результата обучения на одной и той же учебной выборке. Однако данный подход также не гарантирует нахождения «приемлемого» результата.

К алгоритмам с детерминированной инициализацией параметров можно отнести инициализацию на основе латинских гиперкубов [166], инициализацию на основе кусочно-линейной аппроксимации [159], инициализацию на основе локальных особенностей исходных данных [127]. Однако приведенные в указанных работах алгоритмы довольно сложно реализовать. Это связано со значительными вычислительными затратами для данных высокой размерности.

В настоящем разделе рассмотрены вопросы выбора архитектуры и инициализации весовых коэффициентов нейронной сети. Рассмотрено понятие ошибки обобщения. На примере различных архитектур со схожей сложностью нейронных сетей показана зависимость ошибки обобщения от числа скрытых слоев нейронной сети, рассмотрены подходы к инициализации весовых коэффициентов, перечислены их преимущества и недостатки.

2.2 Сети прямого распространения и рекуррентные нейронные сети

При переходе от дискретного представления регулятора к нейросетевому в предложенном алгоритме синтеза нейросетевых регуляторов рассматриваются нейронные сети прямого распространения и рекуррентные нейронные сети. В этом разделе рассматриваются преимущества и слабые стороны указанных типов архитектур. Освещается проблема обучения рекуррентных нейронных сетей и способы ее преодоления.

В нейронной сети прямого распространения (*feedforward neural network* – FNN) сигнал распространяется строго от входного слоя к выходному (рисунок 2.2).

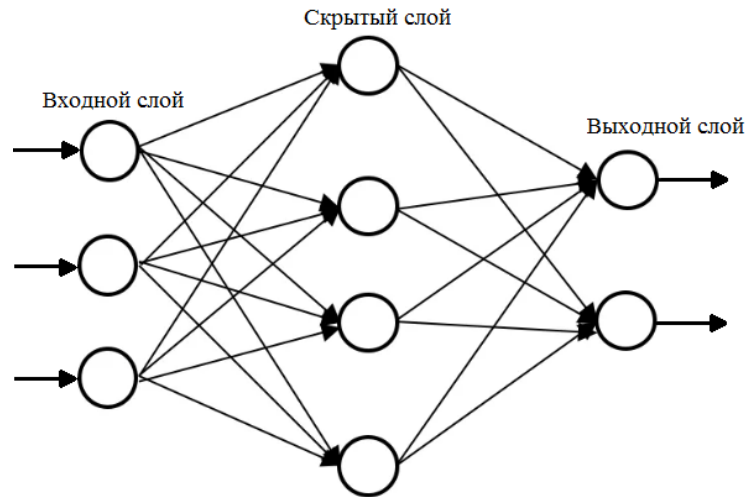


Рисунок 2.2 – Архитектура нейронной сети прямого распространения

Примерами FNN можно назвать многослойный перцептрон (*multilayer perceptron*) и сети с радиально базисными функциями (*radial basis function networks*). К преимуществам данного типа сетей можно отнести высокую скорость обучения и универсально аппроксимационную способность [22, 53, 154]. Однако при этом не учитываются состояния, приобретенные при обработке предыдущих элементов последовательности.

Рекуррентный тип нейронной сети (*recurrent neural network* – RNN) хорошо справляется с задачей моделирования временных рядов [142, 194, 204]. Основной отличительной особенностью такого типа архитектур от архитектур FNN является наличие связей между скрытыми единицами внутри сети [139, 149]. Эти связи предполагают задержку во времени. Таким образом, нейронная сеть может «запоминать» информацию входных данных о прошлых временных тактах. Это свойство дает возможность выявлять некоторые зависимости, разнесенные во времени. Однако при обучении RNN сетей методами, основанными на вычислении градиента, проявляется проблема взрывного или угасающего градиента. Она связана с прекращением процедуры обучения из-за больших значений градиента (*exploding gradients*) или, наоборот, слишком малых значений градиента (*vanishing gradients*). Вопросы обучения RNN широко описаны в современной литературе [120, 124, 174, 181, 189, 194, 204].

Чтобы объяснить проблему взрывных и угасающих градиентов, представим RNN в виде

$$\mathbf{u}_t = F(\mathbf{u}_{t-1}, \mathbf{h}_t, \mathbf{w}), \quad (2.2)$$

где \mathbf{u}_t , \mathbf{h}_t – выход нейронной сети и выход из скрытого слоя нейронной сети в момент времени t соответственно; \mathbf{w} – вектор весовых коэффициентов; F – нейронная сеть, представленная в виде некоторой функции. Корректировка весовых коэффициентов происходит благодаря приращению $\mathbf{w} = \mathbf{w} + \Delta\mathbf{w}$. Для нахождения $\Delta\mathbf{w}$ возьмем дифференциал выражения (2.2) и получим

$$\begin{aligned} d\mathbf{u}_t &= \nabla_{\mathbf{w}} F(\mathbf{u}_{t-1}, \mathbf{h}_t, \mathbf{w}) d\mathbf{w} + \nabla_{\mathbf{u}} F(\mathbf{u}_{t-1}, \mathbf{h}_t, \mathbf{w}) d\mathbf{u}_{t-1} = \\ &= \nabla_{\mathbf{w}} F(\mathbf{u}_{t-1}, \mathbf{h}_t, \mathbf{w}) d\mathbf{w} + \nabla_{\mathbf{u}} F(\mathbf{u}_{t-1}, \mathbf{h}_t, \mathbf{w}) (\nabla_{\mathbf{w}} F(\mathbf{u}_{t-2}, \mathbf{h}_{t-1}, \mathbf{w}) d\mathbf{w} + \nabla_{\mathbf{u}} F(\mathbf{u}_{t-2}, \mathbf{h}_{t-1}, \mathbf{w}) d\mathbf{u}_{t-2}) = \\ &= (\nabla_{\mathbf{w}} F(\mathbf{u}_{t-1}, \mathbf{h}_t, \mathbf{w}) + \nabla_{\mathbf{u}} F(\mathbf{u}_{t-1}, \mathbf{h}_t, \mathbf{w}) \nabla_{\mathbf{w}} F(\mathbf{u}_{t-2}, \mathbf{h}_{t-1}, \mathbf{w}) + \dots) d\mathbf{w}. \end{aligned}$$

Здесь $\nabla_{\mathbf{u}} F$ – градиент функции F по \mathbf{u} . Проблема взрывного или угасающего градиента возникает вследствие повторяющегося умножения:

$$\nabla_{\mathbf{u}} F(\mathbf{u}_{t-1}, \mathbf{h}_t, \mathbf{w}) \nabla_{\mathbf{u}} F(\mathbf{u}_{t-2}, \mathbf{h}_{t-1}, \mathbf{w}) \nabla_{\mathbf{u}} F(\mathbf{u}_{t-3}, \mathbf{h}_{t-2}, \mathbf{w}) \dots,$$

где каждый сомножитель может быть представлен в виде $\nabla_{\mathbf{u}} F(\mathbf{u}_{t-1}, \mathbf{h}_t, \mathbf{w}) = \mathbf{w} \text{diag}(\sigma'(\mathbf{u}_{t-1}))$, а σ – функция активации. При $|\sigma'| < 1$ проявляется проблема угасающих градиентов, а в случае $|\sigma'| > 1$ – взрывных градиентов.

Существует большое количество подходов к решению данного вопроса. Приведем некоторые из них:

- использование определенных видов архитектур. Например, сети с долгосрочной кратковременной памятью (*long short-time memory*) [124] или остаточные нейронные сети (*residual network*) [168];

- использование функций активации, менее подверженных проблеме взрывного или угасающего градиента. Например, автор [146] предлагает использовать функцию активации Relu;

- инициализация весовых коэффициентов в зависимости от используемых функций активации [173].

Использование указанных подходов оказалось проблематично, так как согласно предложенному алгоритму синтеза нейросетевых регуляторов выбор архитектуры, функций активации и весовых коэффициентов происходит на основе информации о дискретном регуляторе. Поэтому в настоящей работе применяется подход к модификации структуры нейросети от рекуррентного типа к FNN. Подробнее об этом подходе будет сказано в главе 3.

В этом разделе рассмотрены FNN и RNN как наиболее часто встречающиеся типы архитектур при использовании предлагаемого алгоритма синтеза нейрорегуляторов.

Освещается проблема поиска весовых коэффициентов для RNN. Она связана с применением цепного правила вычисления градиента для функции потерь. Приведены различные подходы к решению данного вопроса. Они основаны либо на применении особых архитектур нейронных сетей, либо на осуществлении инициализации весовых коэффициентов по определенным правилам. Данные подходы не могут быть применены в рамках предложенного алгоритма синтеза нейросетевых регуляторов, так как архитектура и инициализация весов нейронной сети выбирается в нем на основании знаний о МПФ дискретного регулятора. Поэтому в настоящей работе применяются структурные преобразования дискретного регулятора с целью перехода от рассмотрения нейронной сети рекуррентного типа к FNN.

2.3 Понятие нейроуправления. Сферы его применения

Использование классических ПИД-регуляторов для объектов, содержащих нелинейные характеристики, затруднительно из-за сложностей, связанных с вычислением их параметров [147, 162, 203]. Обычно в этом случае применяется линеаризация модели объекта. Она проводится для упрощения вычисления параметров в случае использования классических регуляторов, однако данный подход может не всегда описывать существенные для исследования характеристики объекта управления. Активная заинтересованность в применении нейрорегуляторов связана с их способностью учитывать динамику системы с учетом нелинейных характеристик [145, 163].

Определение нейроуправления (*neurocontrol*) дано Р. J. Werbos в 1976 году [204]. Однако и современные исследователи также используют данную терминологию как в отечественных [30, 42, 45, 70, 87] так и в иностранных публикациях [118, 132, 158, 186, 187]. Такой вид управления применяется в модели искусственных нейронных сетей для расчета закона управления динамическими объектами. Нейроуправление используется на стыке теории автоматического управления и искусственного интеллекта. Актуальность этого подхода подтверждается активным его применением в различных сферах промышленности. Так, автор работы [100] применяет нейросетевые регуляторы для управления главным приводом реверсивных прокатных станов. В работе [35] описана САУ при регулировании температуры для агрегата непрерывного горячего цинкования. Также нейросетевой подход применяется для

управления мехатронными станочными модулями [63] и газотурбинным двигателем [104]. Сфера применения нейросетевого подхода не ограничивается промышленным применением. Регуляторы, использующие нейронные сети, применяются:

– в различных технических областях для управления пьезоэлектрическим двигателем [5], электроприводами в робототехнике [65, 102] ,для экзоскелета [122, 123] и при очистке сточных вод целлюлозной фабрики [150], для параметрической оптимизации системы стабилизации толщины изоляции кабеля [48];

– при вычислении курса судна [39], характеристик объектов гражданской инфраструктуры [118], в системах электроснабжения железных дорог [72], идентификации и прогнозирования режимов работы скважин и системы поддержки в принятии решений дебита скважин [82].

Автором работы [186] приводит несколько различных подходов к применению искусственных нейронных сетей в САУ. Один из них связан с использованием нейронных сетей для процесса непосредственного управления объектом. В этом случае говорят об использовании нейросетевого регулятора. Вторым подходом связан с использованием нейроэмулятора объекта [42]. Так как в данном исследовании изучается использование нейросетевых регуляторов, о них будет рассказано подробнее.

Автор [42] приводит следующую классификацию видов нейроуправления: подражающее нейроуправление, обобщенное и специализированное инверсное нейроуправление, метод обратного пропуска ошибки через прямой нейроэмулятор, метод нейроуправления с эталонной моделью, метод нейросетевой фильтрации внешних возмущений, прогнозирующее модельное нейроуправление, адаптивные критики, гибридное нейро-ПИД-управление, гибридное параллельное нейроуправление. В настоящей работе алгоритм синтеза формируется на основании подражающего нейроуправления.

В подражающем нейроуправлении (*neurocontrol learning based on mimic, controller modeling, supervised learning using an existing controller*) тренировка нейросетевого регулятора осуществляется на примере работы эталонного регулятора [42, 81, 91, 187, 193]. В случае успешного обучения нейросетевой регулятор воспроизводит работу эталонного регулятора (рисунок 2.3).

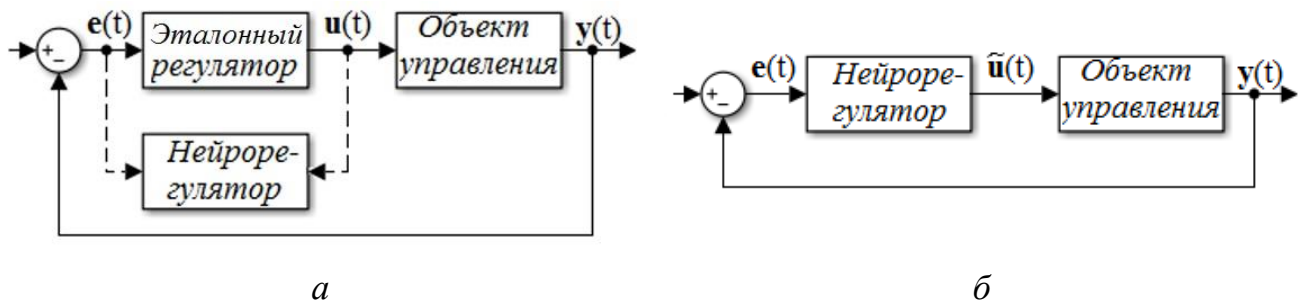


Рисунок 2.3 – Схемы реализации подражающего нейроуправления.

Формирование обучающей выборки для тренировки нейросетевого регулятора – *а*,
внедрение нейрорегулятора в САУ вместо эталонного регулятора – *б*

Исходная схема САУ с эталонным регулятором построена по принципу управления по отклонению с регулятором в прямой связи с объектом управления. Формирование учебной выборки происходит на основе входных и выходных данных исходного регулятора $\{(\mathbf{e}(t_k) \quad \mathbf{u}(t_k))\}$, где $\mathbf{e}(t_k) = \mathbf{y}(t_k) - \mathbf{v}(t_k)$ – вектор неувязки между вектором выхода САУ $\mathbf{y}(t_k)$ и требуемым значением $\mathbf{v}(t_k)$ в момент времени t_k , $\mathbf{u}(t_k)$ – вектор управляющих воздействий на объект. На основании сформированной обучающей выборки происходит обучение нейросетевого регулятора. После завершения процедуры обучения нейросетевой регулятор заменяет исходный регулятор.

Наличие предварительно настроенного эталонного регулятора является одним из существенных ограничений к применению данного типа нейроуправления. Данное ограничение преодолевается благодаря рассмотрению в качестве эталонного регулятора, т. е. регулятора, полученного полиномиальным методом синтеза. Еще одно ограничение связано с тем, что после обучения нейросетевой регулятор показывает качество управления, сопоставимое с эталонным регулятором, т. е. не улучшает его. Поэтому возникает необходимость в дальнейшей модификации и дообучении нейросетевого регулятора [42].

В этом разделе раскрыто понятие нейроуправления. Приведенный обзор работ, касающихся использования нейрорегуляторов в различных сферах, говорит об актуальности их применения в различных областях промышленности. Одно из преимуществ такого подхода состоит в возможности учета нелинейных характеристик модели объекта без необходимости сложных математических вычислений, как например, в случае полиномиального метода. Рассмотрен подход, использующий нейронные сети в качестве регулятора на основе подражающего нейроуправления. Одним из требований к использованию данного подхода является

наличие исходного регулятора. В настоящей работе в качестве исходного используется модальный регулятор.

2.4 Настройки для обучения нейросетевого регулятора

В этом разделе будут даны типовые настройки нейронных сетей, необходимые для настройки нейрорегулятора. В дальнейшем на демонстрируемых в настоящей диссертации примерах используются именно эти настройки, если не указано иное.

Обучение нейросетевых регуляторов происходит по методу подражающего нейроруправления, рассмотренного в разделе 2.3. Для обучения нейросетевых регуляторов используется выборка данных (*data set* – *DS*), формируемых из пар входных и выходных значений эталонного дискретного регулятора $DS = \{(\mathbf{e}(t_q) \quad \mathbf{u}(t_q))\}_{q=1}^n$, где $q \in Q$; $\forall \mathbf{e}(t_q) \exists \mathbf{u}(t_q)$, где $\mathbf{u}(t_q)$ – требуемый выход в момент времени t_q . Согласно рекомендации [56, 57] разделим множество *DS* на три группы: обучающая выборка (*training set*) $TrS = \{(\mathbf{e}(t_i) \quad \mathbf{u}(t_i))\}$, валидационная выборка (*validation set*) $VS = \{(\mathbf{e}(t_l) \quad \mathbf{u}(t_l))\}$ и тестовая выборка (*testing set*) $TS = \{(\mathbf{e}(t_k) \quad \mathbf{u}(t_k))\}$, где i, l, k – случайные значения, сформированные таким образом, чтобы выполнялись следующие условия: $i \in I, l \in L, k \in K, |I| = |TrS|, |L| = |VS|, |K| = |TS|, I \cap L \cap K = \emptyset, I \cup L \cup K = Q$. При этом $|TrS| = 0.7|DS|, |VS| = 0.15|DS|, |TS| = 0.15|DS|$. Здесь I, L, K – множества, содержащие порядковые номера пар выборки данных *DS*, которые соответствуют парам, входящим в обучающую выборку *TrS*, валидационной выборки *VS*, тестовой выборки *TS*. Через $|\dots|$ обозначена мощность множества (т. е. количество элементов множества).

Нейросетевому регулятору предъявляется входной вектор $\mathbf{e}(t_i)$, вычисляется выход нейронной сети $\tilde{\mathbf{u}}(t_i)$ и сравнивается с соответствующим целевым вектором $\mathbf{u}(t_i)$. С помощью изменения весовых коэффициентов нейронной сети алгоритм обучения стремится минимизировать ошибку целевой функции
$$MSE(TrS) = \frac{1}{|I|} \sum_{i=1}^{|I|} \|\mathbf{u}(t_i) - \tilde{\mathbf{u}}(t_i)\|_2 \rightarrow \min,$$
 где *MSE* (*mean squared normalized error performance function*) – функция среднеквадратичного отклонения (*loss function* – функция потерь). Данный тип функции потерь был выбран потому, что значительные выбросы в значениях управляющего воздействия, формируемого нейросетевым

регулятором $\tilde{u}(t_i)$ могут существенно повлиять на стабильность работы системы [152]. Обучение происходит, пока ошибка по всему обучающему массиву TrS не будет равна величине среднеквадратичного отклонения $MSE = 1 \cdot 10^{-4}$.

Тестовая выборка TS используется для оценки качества работы полученного нейросетевого регулятора. Без ее применения нельзя гарантировать несмещенность оценок модели (также называемую переобучением) [57]. Функция потерь

$$\text{для тестовой выборки } MSE(TS) = \frac{1}{|K|} \sum_{k=1}^{|K|} \|\mathbf{u}(t_k) - \tilde{\mathbf{u}}(t_k)\|_2.$$

Валидационная выборка VS применяется для оценки правильности выбора гиперпараметров. Например, при использовании алгоритма Левенберга – Марквардта (*Levenberg–Marquardt algorithm – LMA*) в качестве гиперпараметров могут выступать начальный параметр адаптации при обучении mi , коэффициент уменьшения/увеличения данного параметра, достаточность сложности архитектуры нейронной сети) [52]. Функция потерь для валидационной выборки

$$MSE(VS) = \frac{1}{|L|} \sum_{l=1}^L \|\mathbf{u}(t_l) - \tilde{\mathbf{u}}(t_l)\|_2.$$

В качестве критерия «успешной»¹ остановки обучения определим выполнение всех следующих условий: $MSE(TrS) \leq 1 \cdot 10^{-4}$, $|MSE(TS) - MSE(TrS)| \leq 9 \cdot 10^{-4}$, $|MSE(VS) - MSE(TrS)| \leq 9 \cdot 10^{-4}$.

Настройка весовых коэффициентов нейросетевого регулятора для минимизации функции потерь $MSE(TrS)$ выполняется по алгоритму LMA [78, 180]. Одним из самых основных преимуществ данного алгоритма над другими является то, что он имеет наибольшую скорость сходимости [8, 55, 56]. До начала применения алгоритма инициализируется вектор весовых коэффициентов нейронной сети $\mathbf{w} = [w_1 \ w_2 \ \dots \ w_R]^T$, где R – число весовых коэффициентов нейронной сети. На каждой итерации происходит изменение значений вектора $\mathbf{w} = \mathbf{w} + \Delta\mathbf{w}$, где $\Delta\mathbf{w}$ – вектор коэффициентов приращения. Для оценки значения $\Delta\mathbf{w}$ применяется

¹ под успешной остановкой обучения здесь понимается такая остановка изменения весовых коэффициентов, после которой считаем, что обучение прошло успешно и нейронная сеть может повторить поведение эталонной модели регулятора на выборке данных на приемлемом для решения задачи уровне

линейное приближение функции: $f(\mathbf{w} + \Delta\mathbf{w}, \mathbf{e}(t)) - f(\mathbf{w}, \mathbf{e}(t)) \approx \mathbf{J}\Delta\mathbf{w}$, где \mathbf{J} – якобиан функции $f(\mathbf{w}, \mathbf{e}(t))$ в точке \mathbf{w} :

$$\mathbf{J} = \begin{pmatrix} \frac{\partial f(\mathbf{w}, \mathbf{e}(t_1))}{\partial w_1} & \dots & \frac{\partial f(\mathbf{w}, \mathbf{e}(t_1))}{\partial w_R} \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ \frac{\partial f(\mathbf{w}, \mathbf{e}(t_N))}{\partial w_1} & \dots & \frac{\partial f(\mathbf{w}, \mathbf{e}(t_N))}{\partial w_R} \end{pmatrix}.$$

Вектор приращения в точке \mathbf{w} , доставляющий минимум $MSE(TrS)$: $\Delta\mathbf{w} = (\mathbf{J}^T \mathbf{J} + \mu \mathbf{I})^{-1} \mathbf{J}^T (\mathbf{u}(t) - f(\mathbf{w}))$, где \mathbf{I} – единичная матрица соответствующего размера, $\mu \geq 0$ – параметр регуляризации. Этот параметр назначается на каждой итерации алгоритма. В таблице 2.1 приведем наименования и значения параметров для алгоритма LMA.

Таблица 2.1 - Параметры алгоритма LMA

Наименование параметра	Используемое значение
Максимальное число эпох, выполняемых для тренировки	$epoch = 1000$
Цель минимизации функции ошибки	$goal = 1 \cdot 10^{-4}$
Число ошибок в уменьшении функции потерь для валидационной выборки	$max_fail = 6$
Минимальное значение вычисляемого градиента	$min_grad = 1 \cdot 10^{-7}$
Начальное значение параметра регуляризации	$\mu = 0.001$
Шаг уменьшения параметра регуляризации	$\mu_dec = 1 \cdot 10^{-1}$
Шаг увеличения параметра регуляризации	$\mu_inc = 10$
Максимальное значение параметра регуляризации	$\mu_max = 1 \cdot 10^{10}$
Максимальное время обучения	Не вводилось

Адаптивное значение μ увеличивается на μ_inc до тех пор, пока вышеуказанное изменение не приведет к уменьшению значения эффективности $MSE(TrS)$. Затем изменение вносится в сеть и μ уменьшается на μ_dec . Обучение останавливается в следующих случаях:

– при успешном исходе (считаем, что нейронную сеть удалось обучить): $MSE(TrS) \leq 1 \cdot 10^{-4}$, $|MSE(TS) - MSE(TrS)| \leq 9 \cdot 10^{-4}$, $|MSE(VS) - MSE(TrS)| \leq 9 \cdot 10^{-4}$;

– при иных условиях (в данном случае не можем считать, что нейронную сеть удалось обучить): если достигается максимальное количество эпох $epoch$; если градиент эффективности падает ниже порогового значения $\nabla MSE(TrS) \leq min_grad$; если параметр регуляризации превышает максимальное значение $\mu > \mu_max$; если эффективность валидации $MSE(VS)$ увеличилась более чем на max_fail раз с момента последнего уменьшения.

В данном разделе рассмотрены типовые настройки обучения нейронной сети, применяемые в настоящей работе. Для каждой задачи, в зависимости от ее специфики, некоторые из указанных настроек могут меняться, о чем будет сказано отдельно.

2.5 Синтез и настройка нейросетевого регулятора типовой архитектуры

В этом разделе затрагивается вопрос структурных преобразований САУ, позволяющих расширить диапазон возможностей по управлению объектом с помощью нейрорегулятора. Приводится пример синтеза и настройки нейросетевого регулятора, взятого из типовых архитектур, и на его примере демонстрируется возможность оптимизации его структуры.

Пусть дана одноканальная система с линеаризованным объектом управления. Нейросетевой регулятор настроен таким образом, чтобы он справлялся с выводом параметров системы к установленному значению в ответ на единичное ступенчатое воздействие $1(t)$. При этом данный нейрорегулятор не справляется с выводом параметров системы к заданным значениям, отличающимся от единичного ступенчатого воздействия. Необходимо получить такую САУ, которая обеспечивала бы вывод параметров системы к установленному значению, в том числе отличающемуся от единичного ступенчатого воздействия.

На рисунке 2.4 представлен способ модификации САУ, позволяющий расширить диапазон возможного управления для линеаризованной одноканальной системы.

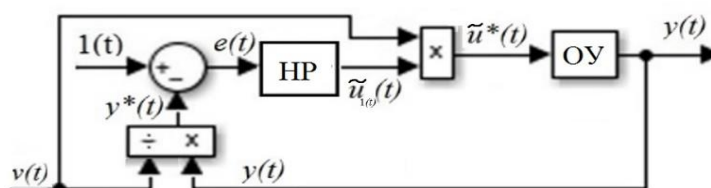


Рисунок 2.4 – Модифицированная структурная схема системы:

НР – нейросетевой регулятор, ОУ – объект управления

Считаем, что нейросетевой регулятор настроен таким образом, чтобы он выводил значение выходной величины системы к установленному значению (в ответ на единичное ступенчатое воздействие $1(t)$). Вывод системы к другим значениям осуществляется благодаря нормированию управляющего воздействия $\tilde{u}^*(t) = \tilde{u}_{1(t)}(t)v(t)$ и выхода САУ $y^*(t) = y(t)/v(t)$, где $\tilde{u}_{1(t)}(t)$ – управляющее воздействие нейросетевого регулятора, настроенного на единичное ступенчатое воздействие $1(t)$; $v(t)$ – «уставка» системы; $\tilde{u}^*(t)$ – модифицированное управляющее воздействие; $y^*(t)$ – модифицированный выход САУ. Данный алгоритм может использоваться в случае, когда обучение нейросетевого регулятора затруднено при расширении диапазона возможного значения задающего сигнала.

Пример 2.1. Постановка задачи. Необходимо для модели объекта, выраженной в колебательном звене:

$$w_o(s) = 1 / (s^2 + 2s + 10), \quad (2.3)$$

получить астатическую САУ с помощью нейросетевого регулятора с типовой структурой.

Синтез эталонного регулятора. Для формирования эталонного регулятора, который необходим для обучения нейросетевого регулятора, необходимо выполнить синтез регулятора с применением модального метода, использующего полиномиальное разложение передаточной функции системы [3]. В качестве структуры САУ выбрана система управления по отклонению с регулятором и объектом управления в прямой связи (рисунок 2.5).

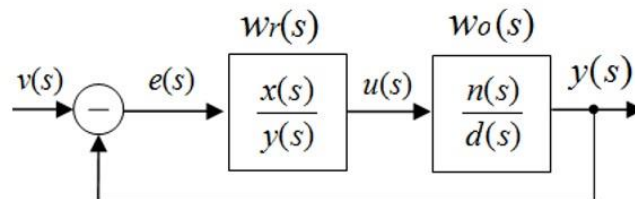


Рисунок 2.5 – Одноканальная САУ с единичной обратной связью:

$v(s)$ – задание; $y(s)$ – выход; $e(s) = v(s) - y(s)$ – ошибка управления; $w_r(s) = x(s) / y(s)$ – регулятор, представленный в виде передаточной функции, $u(s)$ – управляющее воздействие;

$w_o(s) = n(s) / d(s)$ – модель объекта управления, представленная в виде передаточной функции;

$x(s)$, $y(s)$, $n(s)$ и $d(s)$ – полиномиальные выражения

В данном примере передаточная функция модели объекта может быть представлена в виде $w_o(s) = n(s)/d(s) = 1/(s^2 + 2s + 10)$, а значит, $n(s) = 1$, $d(s) = s^2 + 2s + 10$. Выбрана структура регулятора повышенного порядка. Его передаточная функция имеет вид $w_r(s) = x(s)/y(s)$, где $x(s) = x_2s^2 + x_1s + x_0$, $y(s) = y_2s^2 + y_1s + y_0$. Передаточная функция замкнутой системы $w_{cl}(s) = x(s)n(s)/(y(s)d(s) + x(s)n(s))$, где знаменатель – ХПЗС. Для синтеза САУ ХПЗС приравнивается к желаемому ХПЗС:

$$y(s)d(s) + x(s)n(s) = c(s), \quad (2.4)$$

где $c(s)$ – желаемый ХПЗС (в качестве желаемого ХПЗС для наглядности выбран ХПЗС: $c(s) = (s + 2)^4$). После решения уравнения (2.4) находятся параметры полиномов $2n$ и (dn) , которые формируют передаточную функцию регулятора, обеспечивающего требуемые характеристики: $w_r(s) = (2s^2 - 28s + 16)/(s^2 + 6s)$.

Синтез нейросетевого регулятора. Выбранная архитектура нейронной сети показана на рисунке 2.6. Для примера выбрана одна из типовых структур – нелинейная авторегрессионная экзогенная модель (*nonlinear autoregressive exogenous model* – NARX). Алгебраически она может быть выражена как $u(t) = f(u(t-1), u(t-2), e(t), e(t-1), e(t-2))$.

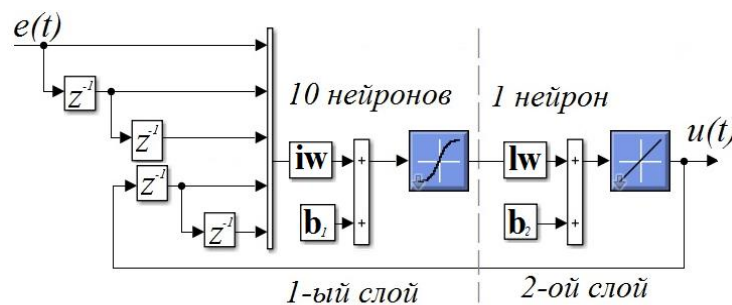


Рисунок 2.6 – Структура типового регулятора на нейронах

На вход нейросетевого регулятора поступают ошибка между уставкой и выходом системы $e(t)$ и значение управляющего значения $u(t)$. Затем они проходят через блоки запаздываний (на рисунке 2.6 это блок z^{-1}). Входной вектор проходит через матрицу весовых коэффициентов $\mathbf{iw} \in R^{10 \times 5}$. На сумматоры нейронов первого слоя поступает также отклонение $\mathbf{b}_1 \in R^{10 \times 1}$. В качестве функции активации нейронов

первого слоя используется функция «гиперболический тангенс» $\tanh x = (e^{2x} - 1) / (e^{2x} + 1)$ (далее – \tanh). Результирующее значение первого слоя подается на второй слой и проходит через вектор весовых коэффициентов второго слоя $\mathbf{lw} \in R^{1 \times 10}$. На сумматор нейрона второго слоя подается отклонение $b_2 \in R^{1 \times 1}$. В качестве функции активации второго слоя используется линейная функция активации $f(x) = x$. На выходе второго слоя формируется управляющее воздействие, которое подается на модель объекта управления и возвращается в качестве одного из входных воздействий в нейросетевой регулятор. Итого в нейросетевом регуляторе используется десять нейронов в первом слое (он же выполняет роль входного слоя) и один нейрон в выходном слое. Для настройки нейросетевого регулятора необходимо найти значения весовых коэффициентов: \mathbf{iw} , \mathbf{lw} , \mathbf{b}_1 и b_2 , итого 71 параметр.

Обучение нейросетевого регулятора. Обучение проводится методом подражающего нейроуправления с настройками, указанными в разделе 2.4. Для настройки нейронной сети в качестве эталона выбран регулятор $w_r(s)$. При формировании обучающей выборки необходимо также применить дискретизацию входных и выходных значений эталонного регулятора. Дискретизация проводилась с помощью алгоритма дискретизации нулевого порядка, шаг дискретизации $\Delta = 0.1$ с. Далее представлено два варианта выбора обучающей выборки.

Первый вариант генерации выборки данных. В первом случае на вход системы в качестве задания $v(s)$ подается 40 случайных значений, распределенных по нормальному закону распределения (математическое ожидание $\mu = 0$, отклонение $\sigma = 0.5$) с интервалом 10 с (время, необходимое для полного завершения переходного процесса системы). Разные значения подаются для формирования наиболее представительного набора данных на ограниченном диапазоне значений уставки. С учетом сорока случайных заданий, каждый из которых меняется через каждые 10 с, и с учетом того, что $\Delta = 0.1$ с, величина набора данных $n = 4001$ паре (с учетом пары в нулевой момент времени), состоящей из входных $e(t)$ и целевых $u(t)$ данных в каждый момент времени с интервалом $\Delta = 0.1$ с. После неоднократного запуска процедуры обучения с настройками, указанными в разделе 2.4, не удалось достигнуть приемлемого результата для функции потерь (минимальный получившийся результат $MSE = 0.01$). В итоге выбранная методика обучения не позволяет получить

нейросетевой регулятор, позволяющий выводить значения системы к заданному значению.

Второй вариант генерации выборки данных. На вход системы подаем только единичное ступенчатое воздействие длительностью 10 с. Величина набора данных состоит в данном случае из $n = 101$ пары. Каждая пара представлена из входных $e(t)$ и целевых $u(t)$ данных в каждый момент времени с интервалом $\Delta = 0.1$ с. После 1000 проведенных итераций функция потерь составила $MSE = 7.08 \cdot 10^{-10}$, что является приемлемым результатом. Для проверки работы нейрорегулятора получим переходные характеристики для системы (рисунок 2.7).

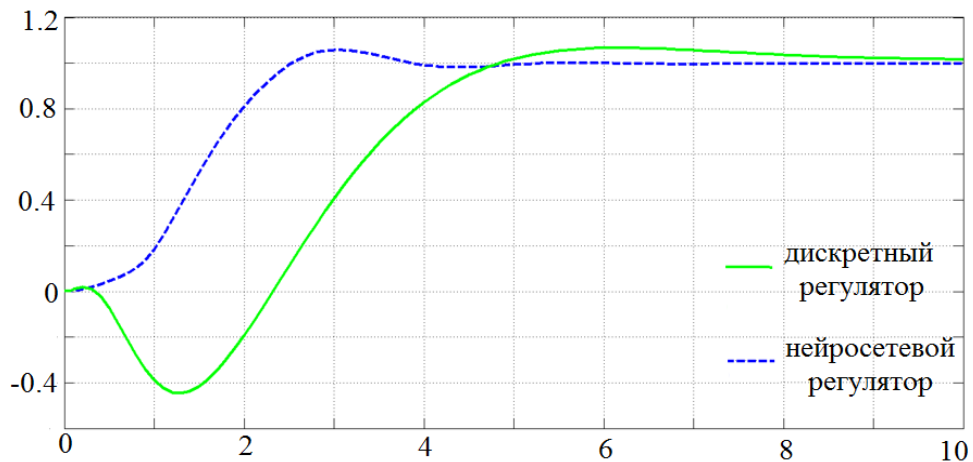


Рисунок 2.7 – Переходные процессы дискретного и нейросетевого регуляторов

Полученный нейросетевой регулятор обучен только для работы с уставкой $v(t) = 1(t)$. Для того чтобы расширить возможности по управлению (расширение диапазона возможного вывода системы в заданное уставкой $v(t)$ значение), данной системой вводятся некоторые модификации системы (рисунок 2.4). Затем на вход подадим 20 случайных сигналов, выбранных по равномерному закону распределения с интервалом 10 с для каждого сигнала (время, необходимое для полного завершения переходного процесса системы). В результате получим графики переходных процессов системы (рисунок 2.8).

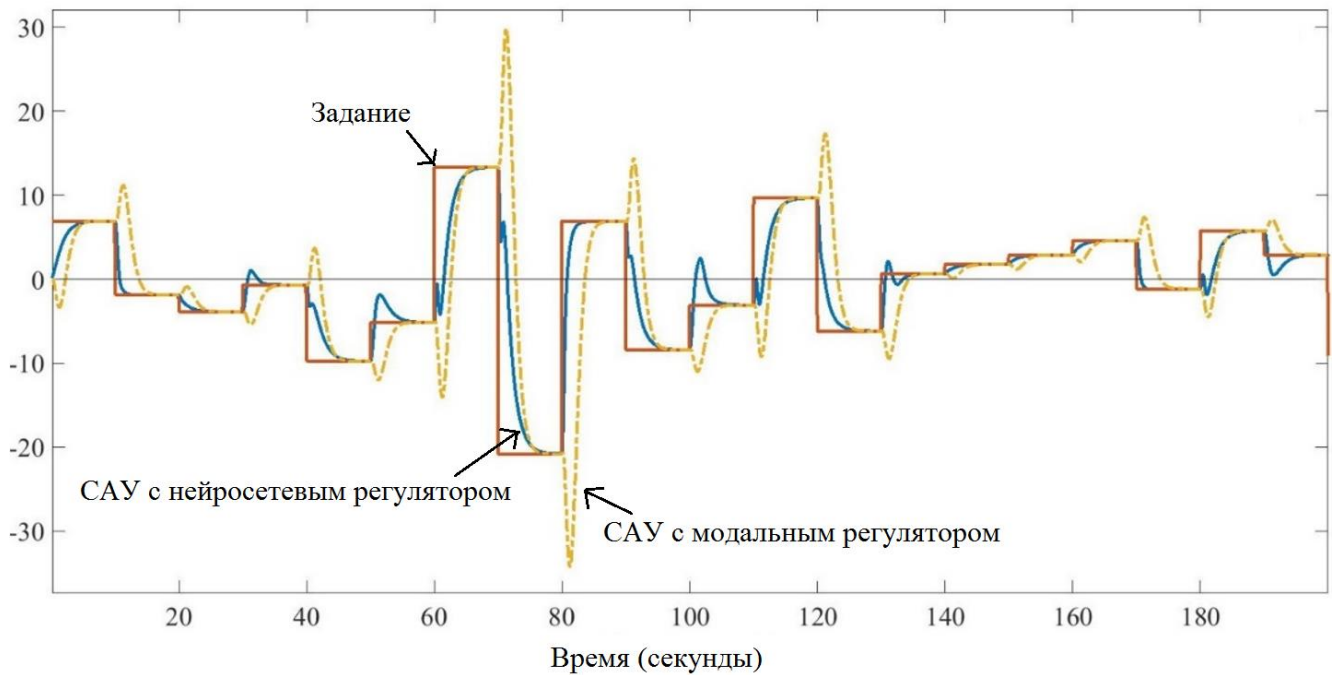


Рисунок 2.8 – Графики переходных процессов систем с нейросетевым и эталонным регуляторами

Здесь пунктирной линией обозначены переходные процессы для системы, использующей регулятор $w_r(s)$; сплошной линией обозначены переходные процессы для системы, использующей нейросетевой регулятор с настройкой по второму варианту генерации набора данных. Как видно из представленных графиков (рисунок 2.8), в обоих случаях выход системы соответствует уставке $v(t)$, т. е. в обоих случаях системы астатичны. В случае использования нейросетевого регулятора перерегулирование системы уменьшается.

Оптимизация структуры регулятора с помощью вычисления статической характеристики. С целью оптимизации структуры нейросетевого регулятора (в смысле упрощения ее сложности) находим статическую характеристику (рисунок 2.9), соответствующую единичному ступенчатому воздействию на систему. В данном случае график статической характеристики хорошо аппроксимируется прямой линией $u(t_i) = we(t_i) + b$, где $u(t_i)$, $e(t_i)$ – выход и вход соответственно нейросетевого регулятора в момент времени t_i ; w , b – числовые параметры.

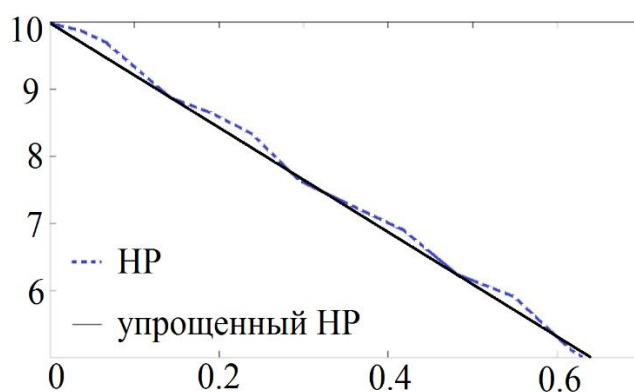


Рисунок 2.9 – Статическая характеристика нейросетевого регулятора (НР) и ее аппроксимация прямой линией

Здесь НР – нейросетевой регулятор. Для единичного ступенчатого воздействия $1(t)$ нейросетевой регулятор может быть представлен одним нейроном с параметрами: $w = -8$, $b = 10$. Для каждого задания параметры будут свои. Для того чтобы расширить возможности по управлению объектом с помощью нейросетевого регулятора, представленного одним нейроном, преобразуем структурную схему системы (в соответствии с модификациями на рисунке 2.4). Для реализации синтеза нейросетевого регулятора в случае использования модификации структурной схемы САУ достаточно одного нейрона, в отличие от типового нейрорегулятора NARX, взятого для решения задачи изначально. Данный подход позволяет упростить архитектуру нейросетевого регулятора. **Конец примера.**

Приведена структурная модификация САУ. Она может быть использована в случае возникновения сложностей с настройкой нейросетевого регулятора, необходимой для вывода системы в требуемое уставкой значение. Данная модификация позволяет обучить нейросетевой регулятор на ограниченном диапазоне входных и соответствующих ему выходных значений, а затем с помощью корректировки управляющего сигнала добиться расширения возможностей по управлению системой (в смысле расширения возможного диапазона вывода выходных значений системы). Для наглядной демонстрации приведен пример синтеза нейросетевого регулятора для одноканальной линейной системы с настройкой данного нейросетевого регулятора и дальнейшим расширением его возможностей по управлению данной системой.

2.6 Постановка задачи

Модальный метод, использующий полиномиально-матричное разложение МПФ объекта и регулятора успешно справляется с задачей синтеза САУ для многоканальных объектов (в том числе с неравным количеством входных и выходных каналов). Однако в некоторых случаях многоканальные объекты могут содержать звенья запаздывания в своей структуре, которые необходимо учитывать при синтезе регулятора. Данный вопрос может быть решен с помощью адаптации алгоритма синтеза регуляторов полиномиально-матричным методом.

Если при синтезе САУ в составе объектов необходимо также учитывать нелинейные характеристики, то с этой задачей успешно может справиться регуляторы, использующие искусственные нейронные сети. Однако при этом подходе существует ряд не до конца формализованных вопросов. К ним может быть отнесен выбор структуры и инициализация весовых коэффициентов. Выбор архитектуры нейронной сети осуществляется в основном из некоторого стандартного набора, где для каждого типа задач подобраны определенные структуры. Такой подход не позволяет определить достаточность и избыточность структуры нейросетевого регулятора для выбранной задачи синтеза. При этом недостаточная сложность архитектуры нейронной сети не позволит решить поставленную задачу, а избыточная сложность может повлиять на скорость обучения и способность к обобщению. Выбор начальных весовых коэффициентов (инициализация) влияет на скорость сходимости алгоритмов обучения нейронной сети, а в некоторых случаях «неудачный» выбор весовых коэффициентов не позволит найти требуемое решение.

При настройке нейронных сетей методами, основанными на вычислении градиента, в некоторых случаях, происходит сбой обучения. Он связан с проблемой взрывного или угасающего градиента. Эта проблема проявляет себя из-за применения цепного правила вычисления производной. Особенно часто она возникает при наличии обратных связей в составе нейронной сети. Поскольку при нейросетевом представлении регулятора довольно часто возникает необходимость применения обратных связей в структуре, необходимо разработать подход, позволяющий решить проблему взрывного или угасающего градиента при обучении нейронной сети.

Для того, чтобы управлять объектом, содержащим нелинейные характеристики, необходима модификация (усложнение) структуры нейрорегулятора, полученного по МПФ регулятора для линеаризованной модели объекта. При этом также должна

обеспечиваться устойчивостью переходных процессов еще до начала процесса обучения нейронной сети. Это необходимо для «успешного» обучения модифицированного нейрорегулятора управлению объектом до заданных пределов изменения значений задания системы.

От выбора метода формирования обучающей выборки в некоторых случаях может зависеть «успешный» исход обучения. Неудачно выбранная обучающая выборка не позволит обучить нейросетевой регулятор таким образом, чтобы он смог управлять объектом в заданных пределах изменения значений задания. Поэтому выбор метода формирования обучающей выборки является важной задачей при синтезе нейросетевых регуляторов.

Таким образом, в качестве цели диссертационного исследования ставилось разработка алгоритма синтеза нейросетевых регуляторов с детерминированным способом выбора архитектуры и инициализации весовых коэффициентов для моделей объектов управления, содержащих нелинейные характеристики.

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

- предложить модификацию алгоритма синтеза регуляторов для объектов, описываемых неквадратной МПФ с учетом наличия в системе звеньев запаздывания;
- предложить метод выбора исходной архитектуры и инициализации весовых коэффициентов нейросетевых регуляторов;
- предложить метод решения проблемы взрывного и угасающего градиента при обучении нейросетевых регуляторов рекуррентного типа;
- разработать метод модификации архитектуры нейросетевого регулятора с учетом нелинейных параметров в составе модели объекта управления;
- разработать метод формирования обучающей выборки с учетом заданных пределов изменения параметров задания.

ГЛАВА 3 АЛГОРИТМ СИНТЕЗА НЕЙРОСЕТЕВЫХ РЕГУЛЯТОРОВ

Применение нейросетевых регуляторов позволяет учитывать различные нелинейные характеристики объекта управления при синтезе САУ. Однако при использовании нейронных сетей существуют некоторые не до конца формализованные вопросы. К ним можно отнести выбор структуры и начальных весовых коэффициентов нейронной сети. Данные настройки могут оказывать существенное влияние как на скорость сходимости алгоритмов настройки нейронных сетей, так и на возможность их обучения. Поэтому в настоящей работе особое внимание уделено этим вопросам. Так, в разделе 3.1 приведен алгоритм синтеза нейросетевого регулятора с детерминированным способом выбора архитектуры и инициализации весовых коэффициентов. На примере многоканальной неустойчивой линеаризованной системы с числом входных каналов, меньшим по сравнению с числом выходных каналов, продемонстрировано применение данного алгоритма. В разделе 3.2 рассматривается модификация САУ с объектом «инверсный маятник на подвижном основании». Она состоит в объединении двух нейросетевых регуляторов в один. При этом нейросетевой регулятор приобретает рекуррентный вид. Для решения вопроса обучения такого нейросетевого регулятора приведены рекомендации к его структурным преобразованиям. В разделе 3.3 рассматривается синтез нейросетевых регуляторов для объекта с учетом его дополнительных особенностей математического описания, а именно нелинейных параметров. В разделе 3.4 приводится пример применения формализованной процедуры синтеза нейросетевого регулятора для САУ, содержащей нестационарную непараметрическую неопределенность.

3.1 Алгоритм синтеза нейросетевого регулятора

Рассмотрен алгоритм синтеза нейросетевых регуляторов с детерминированным способом выбора архитектуры и инициализации весовых коэффициентов [27]. На примере многоканальной неустойчивой системы «инверсный маятник на подвижном основании» с числом входных каналов, меньшим по сравнению с числом выходных каналов, продемонстрировано применение данного алгоритма [106, 107].

Алгоритм синтеза нейросетевых регуляторов с детерминированным способом выбора архитектуры и инициализацией весовых коэффициентов. Пусть дано: 1) САУ

для линеаризованной многоканальной модели объекта: $F(\mathbf{W}_o(s), \mathbf{W}_r(s), \mathbf{v}(t))$, где $\mathbf{W}_r(s)$ – МПФ регулятора, $\mathbf{W}_o(s)$ – МПФ линеаризованной модели объекта, $\mathbf{v}(t)$ – задание на изменение параметров модели объекта; 2) переходные процессы $F(\mathbf{W}_{no}(s), \mathbf{W}_r(s), \mathbf{v}(t))$ устойчивы, $\forall \mathbf{v} \in [\mathbf{v}_{\min}; \mathbf{v}_{\max}]$, где $\mathbf{W}_{no}(s)$ – МПФ нелинейной модели объекта; 3) желаемый диапазон возможных значений вектора задания $\mathbf{v}_{\min} \leq \mathbf{v} \leq \mathbf{v}_{\max}$. При этом $\|\mathbf{v}_{\min}\|_2 \geq \|\mathbf{v}_{\min}\|_2, \|\mathbf{v}_{\max}\|_2 \geq \|\mathbf{v}_{\max}\|_2$; 4) нелинейные характеристики $\mathbf{W}_{no}(s)$ несущественны. Требуется: сформировать САУ $F(\mathbf{W}_{no}(s), \mathbf{NN}^*, \mathbf{v}(t))$ с использованием нейросетевых регуляторов, способную управлять объектом, описываемым МПФ $\mathbf{W}_{no}(s) \forall \mathbf{v} \in [\mathbf{v}_{\min}; \mathbf{v}_{\max}]$, где \mathbf{NN}^* – модифицированный нейросетевой регулятор.

Начало алгоритма:

Шаг 1. Получение регулятора в дискретном виде $\mathbf{W}_r(z)$. Шаг дискретизации $\Delta t = t_{\text{III}} / 20$, где t_{III} – наименьшее время переходного процесса системы $F(\mathbf{W}_o(s), \mathbf{W}_r(z), \mathbf{v}(t))$. Дискретизация методом удержания нулевого порядка.

Шаг 1.1. Проверка переходных процессов. Если $\forall \mathbf{v} \in [\mathbf{v}_{\min}; \mathbf{v}_{\max}]$ и все значения переходных процессов системы $F(\mathbf{W}_o(s), \mathbf{W}_r(z), \mathbf{v}(t))$ лежат в 10-процентном коридоре относительно переходных процессов $F(\mathbf{W}_o(s), \mathbf{W}_r(s), \mathbf{v}(t))$, то переход к шагу 2, иначе $\Delta t = \Delta t / 2$ и переход к шагу 1.1.

Шаг 2. Получение структурной схемы $\mathbf{W}_r(z)$. Если структурная схема содержит обратные связи, то переход к шагу 3, иначе шаг 4.

Шаг 3. Преобразование структурной схемы дискретного регулятора $\mathbf{W}_r(z)$. Получение структурной схемы $\mathbf{W}_r^*(z)$. Для этого необходимо: 1) сформировать дополнительные входные и выходные каналы регулятора по числу обратных связей; 2) вынести обратные связи через вновь введенные входные и выходные каналы за пределы рассматриваемого регулятора.

Шаг 4. Получение нейросетевого представления регулятора $\mathbf{W}_r^*(z)$ по следующим правилам: 1) функции активаций нейронной сети $f_b = \text{purelin}(\mathbf{w}^b \mathbf{a}^b)$, где $b = \overline{1, k}$,

k – число слоев нейронной сети, f_b – функция активации b -го слоя, purelin: $f(x) = x$ – линейная функция активации, \mathbf{w}^b – вектор весовых коэффициентов b -го слоя, \mathbf{a}^b – вектор значений выхода b -го слоя ($\mathbf{a}^0 = \mathbf{e}$); 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. Пусть $i, j = 1$ – вспомогательные индексы.

Шаг 5. Модификация структуры нейрорегулятора NN. Получение модифицированного нейрорегулятора NN*. Если $i < k$, то переход к шагу 5.1; если $j < k$, то переход к шагу 5.2, иначе переход к шагу 5.3.

Шаг 5.1. Изменение функции активации i -го слоя на $f_i = \text{th}(\mathbf{w}^i \mathbf{a}^{i-1})^2$.

$\mathbf{w}^i = \mathbf{w}^i / \eta$, $\mathbf{w}^k = \eta \mathbf{w}^k$, где $\eta = |a_{\max}^{i-1}|$, a_{\max}^{i-1} – максимальное значение в векторе $\mathbf{a}^{i-1}(t)$ по всей представленной выборке, $i = i+1$. Переход к шагу 6.

Шаг 5.2. Добавление одного нейрона в слой j . Вновь введенные весовые коэффициенты приравняются к нулю, $j = j+1$. Переход к шагу 6.

Шаг 5.3. Добавление первого слоя в нейронную сеть с числом нейронов равным числу нейронов во втором слое. Функция активации введенных слоев – $\text{th}(x)$.

$\mathbf{w}^1 = 1 / \eta$, $\mathbf{w}^k = \eta \mathbf{w}^k$, где $\eta = |e_{\max}|$, e_{\max} – максимальное значение в векторе $\mathbf{e}(t)$ по всей представленной выборке. Переход к шагу 6.

Шаг 6. Установка значений задания \mathbf{v} для обеспечения устойчивой работы САУ $F(\mathbf{W}_{no}(s), \text{NN}^*, \mathbf{v}(t))$.

Шаг 6.1. $v_q = \text{randi}(-10\Delta t, 10\Delta t)$ (с учетом ограничений на возможные значения задания $v_{\min q}, v_{\max q}$), $q = 1 \dots Q$, где $\text{randi}(x, y)$ – функция случайного (равномерный закон распределения) выбора числа в диапазоне $[x, y]$,

² Выбор функции активации tanh связан с его возможностью аппроксимации линейной функции в области близкой к началу координат. Таким образом при модификации (смена функции с линейной на tanh) достаточно скорректировать весовые коэффициенты уменьшением значений в выбранном слое и увеличением на эту же величину в слое, который будет содержать линейную функцию активации

$x, y \in \mathbb{N}$, элементы $v_q, v_{\min q}, v_{\max q}$ – q -е элементы векторов $\mathbf{v}, \mathbf{v}_{\min}, \mathbf{v}_{\max}$ соответственно, Q – число элементов вектора \mathbf{v} . Проверка устойчивости переходных процессов на выходе САУ $F(\mathbf{W}_{no}(s), \mathbf{NN}^*, \mathbf{v}(t))$. Если процессы устойчивы, то переход к шагу 7, иначе переход к шагу 6.2.

Шаг 6.2. $\eta = 2\eta$. Переход к шагу 5.1 или 5.3 (в зависимости от того, с какого шага попали на шаг 6).

Шаг 6.3. Увеличение значения задания $\mathbf{v} = 2\mathbf{v}$ (с учетом ограничений на возможные значения задания). Проверка устойчивости переходных процессов на выходе САУ $F(\mathbf{W}_{no}(s), \mathbf{NN}^*, \mathbf{v}(t))$. Если процессы устойчивы, то переход к шагу 7, иначе переход к шагу 6.2.

Шаг 7. Формирование выборки данных и обучение \mathbf{NN}^* . Тип обучения – «с учителем».

Шаг 7.1. Формируется выборка данных $DS = \{\mathbf{e}_m, \mathbf{u}_m\}_{m=0}^n$ работы $\mathbf{W}_r^*(z)$ для САУ $F(\mathbf{W}_o(s), \mathbf{W}_r^*(z), \mathbf{v}(t))$, где m – номер дискретного шага, $\mathbf{e}_m, \mathbf{u}_m$ – векторы входных и целевых значений на шаге m . При этом величина выборки $n = t_{\text{III}} \Delta t$. Выборка данных делится на три выборки случайным образом (по равномерному закону распределения) из соотношений: $|TrS| = 0.7|DS|$, $|VS| = 0.15|DS|$, $|TS| = 0.15|DS|$, где TrS – учебная выборка, VS – валидационная выборка, TS – тестовая выборка.

Шаг 7.2. Обучение нейрорегулятора \mathbf{NN}^* на выборке TrS алгоритмом LMA (настройки алгоритма приведены в разделе 2.4). Весовые коэффициенты, находящиеся в слоях с линейной функцией активации, фиксируются. Если остановка алгоритма LMA произошла по окончании числа эпох или достигнуто число ошибок в уменьшении функции потерь для VS или TS , то переход к шагу 5. Если остановка алгоритма LMA по достижении заданного минимума функции потерь и $\mathbf{v} \in (\mathbf{v}_{\min}; \mathbf{v}_{\max})$, то переход к шагу 6.3, иначе шаг 7.

Шаг 8. Реализация САУ $F(\mathbf{W}_o(s), \mathbf{NN}^*, \mathbf{v}(t))$. Тип нейрорегулятора – «подражающее нейрорегулирование». **Конец алгоритма.**

Пример 3.1. Приведен пример реализации синтеза нейросетевого регулятора для много-канального линейризованного неустойчивого объекта [28]. Задача стабилизации инверсного маятника на подвижном основании и вывода основания в заданное положение является классическим учебным примером для апробации различных методов синтеза регуляторов. Одним из особенностей этого объекта является его многомерность, где число входов не равно числу выходов. Данный объект содержит один входной канал (управляющий сигнал u) и две регулируемые величины (x – координата местоположения центра масс основания, θ – угол отклонения инверсного маятника относительно вертикали). Уравнения движения «инверсного маятника на подвижном основании» [162]:

$$\begin{aligned} \left(1 - \frac{ml}{M_t L} \cos^2 \theta\right) \ddot{\theta} - \frac{g}{L} \sin \theta + \frac{ml\dot{\theta}^2}{M_t L} \sin(\theta) \cos(\theta) &= -\frac{u}{M_t L} \cos \theta, \\ \left(1 - \frac{ml}{M_t L} \cos^2 \theta\right) \ddot{x} + \frac{ml}{M_t L} g \sin \theta \cos \theta - \frac{ml\dot{\theta}^2}{M_t} \sin \theta &= \frac{u}{M_t}, \end{aligned} \quad (3.1)$$

где $L = (I + ml^2) / ml$, $M_t = M + m$, M – масса подвижного основания, m – масса маятника, I – момент инерции маятника относительно центра тяжести, l – длина стержня маятника. В дальнейшем рассмотрим случай с ненулевой массой основания и ненулевым моментом инерции. Для линейризации системы используем способ разложения нелинейных функций в ряд Тейлора в окрестности точки $\theta = 0^\circ$ и $\dot{\theta} = 0$. Тогда линейризованный вид системы (3.1) можно представить в виде

$$\left(1 - \frac{ml}{M_t L}\right) \ddot{x} + \frac{mlg\theta}{M_t L} = \frac{u}{M_t}, \quad \left(1 - \frac{ml}{M_t L}\right) \ddot{\theta} - \frac{g\theta}{L} = -\frac{u}{M_t L}. \quad (3.2)$$

Структурная схема модели объекта представлена на рисунке 3.1.

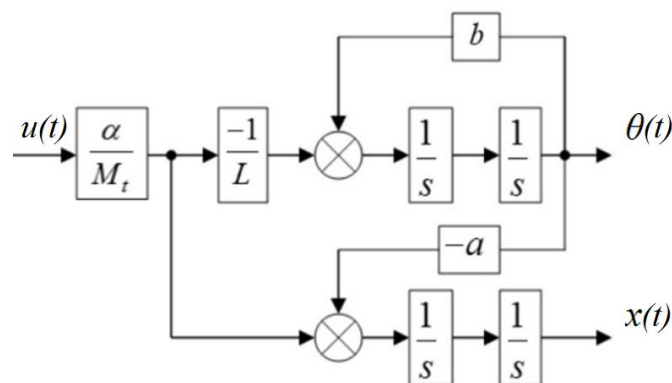


Рисунок 3.1 – Структурная схема объекта линейризованной модели

Здесь $a = \frac{\alpha ml g}{M_1 L}$, $b = \frac{\alpha g}{L}$, $\alpha^{-1} = 1 - \frac{ml}{M_1 L}$. Предположим, что для измерения доступны $\theta(t)$, $\dot{\theta}(t)$, $x(t)$, $\dot{x}(t)$. При дальнейших расчетах использованы следующие параметры модели объекта: $m = 70$ кг, $M = 30$ кг, $l = 1$ м, $g = 10$ м/с².

Приняты следующие цели управления системой: вывод инверсного маятника в вертикальное положение ($\theta = \tilde{\theta} = 0^\circ$); перемещение центра масс подвижного основания в заданное положение ($x = \tilde{x}$). Здесь $\tilde{\theta}$, \tilde{x} – желаемые значения угла инверсного маятника относительно вертикали и положения центра масс подвижного основания соответственно.

В работе [19] достижение указанных целей управления осуществляется методом подчиненного регулирования параметров. Для обеспечения управления двумя параметрами объекта используется два ПИД-регулятора. Один из регуляторов находится во внутреннем контуре в цепи обратной связи и обеспечивает вертикальное положение инверсного маятника. Второй регулятор находится во внешнем контуре в прямой цепи с объектом управления и обеспечивает перемещение подвижного основания к заданному значению. На рисунке 3.2 показана структурная схема указанной системы.

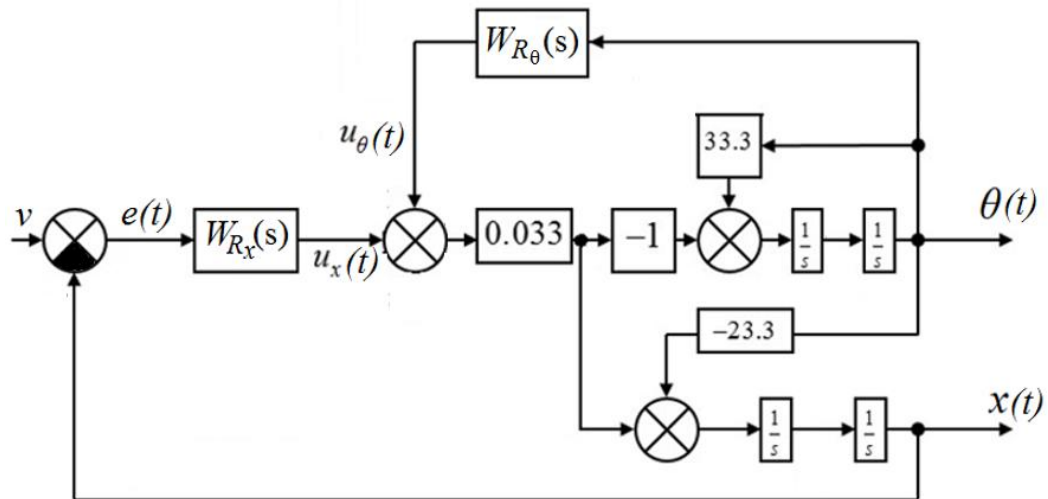


Рисунок 3.2 – Структурная схема системы с управлением по типу подчиненного регулирования параметров объекта

Авторами [18] были получены следующие значения параметров регуляторов для корней замкнутой системы $\{-5, -5, -5, -1, -1\}$:

$$w_{R_0}(s) = \frac{506.6s^2 + 5303.8s + 9774.7}{0.01s^2 + s}, \quad w_{R_x}(s) = -\frac{70.5s^2 + 988.6s + 378.8}{0.01s^2 + s}, \quad (3.3)$$

где $w_{R_0}(s)$, $w_{R_x}(s)$ – передаточные функции регуляторов, выводящих инверсный маятник в вертикальное положение и выводящих положение подвижного основания в заданное значение соответственно.

На основе полученных регуляторов (3.3) покажем применение алгоритма синтеза нейросетевого регулятора с детерминированным способом выбора архитектуры и весовых коэффициентов.

Шаг 1. Представление регуляторов $w_{R_0}(s)$, $w_{R_x}(s)$ в дискретном виде. В качестве шага дискретизации выбрано значение $\Delta t = 0.01$ с, чтобы системы с непрерывным и дискретным регуляторами имели достаточно близкие переходные процессы. Для этого воспользуемся встроенным оператором Matlab `c2d` [40, 43]. Метод дискретизации – удержание нулевого порядка [10]. Передаточные функции дискретных регуляторов принимают вид:

$$w_{R_0}(z) = \frac{50\,660z^2 - 97\,930z + 47\,330}{z^2 - 1.4z + 0.4}, \quad w_{R_x}(z) = -\frac{7045z^2 - 13\,460z + 6421}{z^2 - 1.4z + 0.4},$$

Шаг 2. Дискретный регулятор преобразуется к структуре, включающей звенья запаздывания, сумматоры и коэффициенты усиления. Выход регуляторов выражается через произведение его входа на передаточную функцию:

$$\begin{aligned} u_0(n) &= z^{-1}(1.4u_0(n) - 97930\theta(n)) + z^{-2}(47330\theta(n) - 0.4u_0(n)) + 50660\theta(n), \\ u_x(n) &= z^{-1}(13460e(n) + 1.4u_x(n)) - z^{-2}(6421e(n) + 0.4u_x(n)) - 7045e(n). \end{aligned} \quad (3.4)$$

Выражение (3.4) представим в структурном виде (рисунок 3.3).

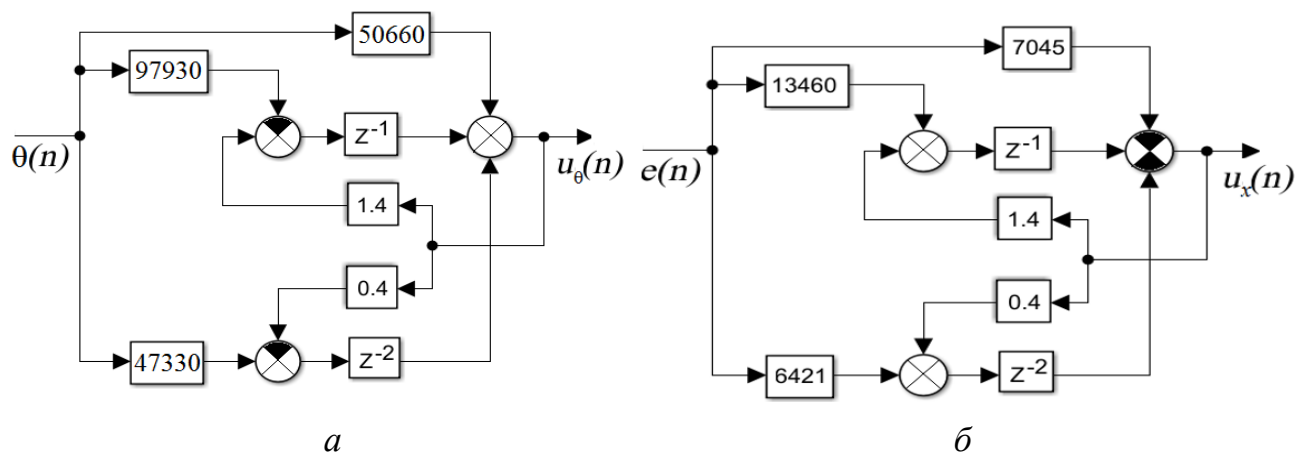


Рисунок 3.3 – Структурные схемы дискретных регуляторов:

а – по углу маятника, *б* – по положению подвижного основания

Шаг 3. Как видно из рисунка 3.3 в дискретных регуляторах есть обратная связь. Необходимо провести некоторые структурные преобразования регуляторов $w_{R_0}(s)$, $w_{R_x}(s)$ и получить регуляторы $\mathbf{W}_{R_0}^*(z)$, $\mathbf{W}_{R_x}^*(z)$. Структурные преобразования не влияют на работу дискретного регулятора.

Добавим в соответствующие структурные схемы входные каналы $u_\theta(n-1)$, $u_x(n-1)$. Кроме этого, для того чтобы в нейронной сети не учитывать задержки на такт, также добавлены входные каналы: $\theta(n-1)$, $\theta(n-2)$, $u_\theta(n-2)$ для регулятора $\mathbf{W}_{R_0}^*(z)$ и $e(n-1)$, $e(n-2)$, $u_x(n-2)$ для регулятора $\mathbf{W}_{R_x}^*(z)$. Соответствующие обратные связи с задержками вынесены за пределы рассматриваемого регулятора.

Шаг 4. Исходя из количества сумматоров и их расположения структура нейрорегуляторов \mathbf{NN}_θ и \mathbf{NN}_x будет состоять из двух слоев. При этом все слои будут входными. В качестве функции активации используется функция purelin: $f(x) = x$. Смещений в нейронах не используется. С учетом добавленных на третьем шаге входных каналов получим структурную схему регуляторов (рисунок 3.4).

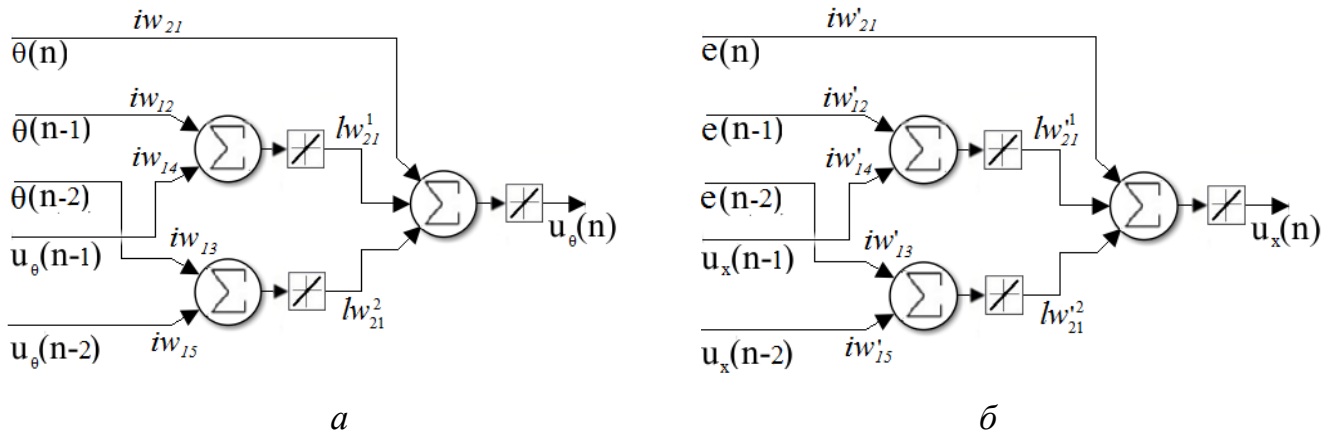


Рисунок 3.4 – Структуры нейронных сетей для регуляторов:

a – по углу маятника \mathbf{NN}_θ , *б* – по положению подвижного основания \mathbf{NN}_x

Веса нейросетевых регуляторов вычислялись по звеньям усиления дискретных регуляторов $\mathbf{W}_{R_0}^*(z)$, $\mathbf{W}_{R_x}^*(z)$. Ниже приведены полученные весовые коэффициенты:

$$\mathbf{IW}_{\mathbf{NN}_\theta} = \begin{pmatrix} 0 & iw_{12} & iw_{13} & iw_{14} & iw_{15} \\ iw_{21} & 0 & 0 & 0 & 0 \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} 0 & -97\,930 & 47\,330 & 1.4 & -0.4 \\ 50\,660 & 0 & 0 & 0 & 0 \end{pmatrix},$$

$$\mathbf{LW}_{\mathbf{NN}_\theta} = \begin{pmatrix} \mathbf{o} & \mathbf{o} \\ \mathbf{l}w_{21} & \mathbf{o} \end{pmatrix}, \quad \mathbf{o} = \begin{pmatrix} 0 \\ 0 \end{pmatrix}, \quad \mathbf{l}w_{21} = \begin{pmatrix} 1 \\ 1 \end{pmatrix};$$

$$\mathbf{IW}_{NN_x} = \begin{pmatrix} 0 & iw'_{12} & iw'_{13} & iw'_{14} & iw'_{15} \\ iw'_{21} & 0 & 0 & 0 & 0 \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} 0 & 13\,460 & 6421 & 1.4 & 0.4 \\ -7045 & 0 & 0 & 0 & 0 \end{pmatrix},$$

$$\mathbf{LW}_{NN_x} = \begin{pmatrix} \mathbf{0} & \mathbf{0} \\ \mathbf{lw}'_{21} & \mathbf{0} \end{pmatrix}, \quad \mathbf{lw}'_{21} = \begin{pmatrix} 1 \\ -1 \end{pmatrix},$$

где \mathbf{IW}_{NN_θ} , \mathbf{IW}_{NN_x} – матрицы входных весов; \mathbf{LW}_{NN_θ} , \mathbf{LW}_{NN_x} – матрицы весов связей между слоями. Полученные переходные процессы для систем с дискретным регулятором и с нейрорегулятором полностью совпадают (рисунок 3.5).

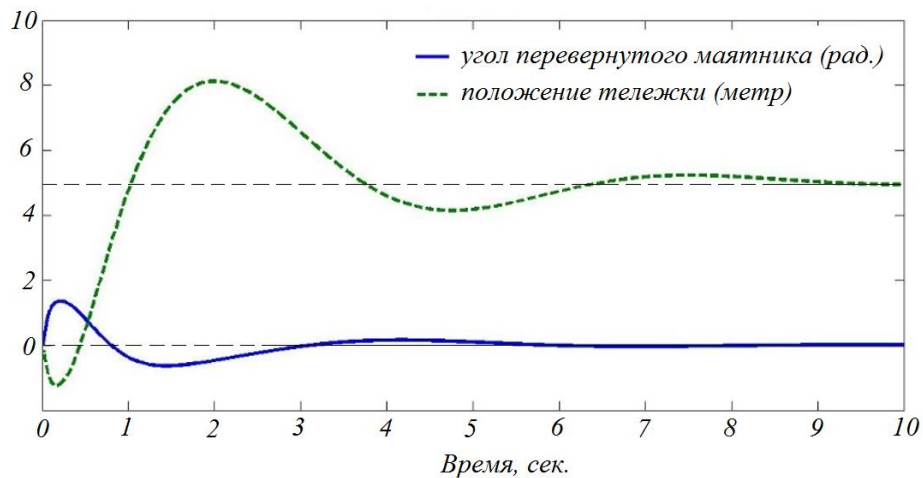


Рисунок 3.5 – Реакция системы на ступенчатое воздействие, равное пяти

Шаг 5. Для дальнейшего улучшения показателей переходных процессов для САУ с синтезированными нейросетевыми регуляторами необходимо модифицировать структуру нейросети. В данном примере модифицируется только структура регулятора по положению подвижного основания NN_x . Модификации вводятся постепенно, пока их будет достаточно для улучшения показателей качества переходных процессов. Применены следующие модификации: в первый слой вместо линейной функции активации `purelin` вводится нелинейная функция активации `tanh`, первый слой представлен не двумя, а четырьмя нейронами. Модифицированный нейросетевой регулятор NN_x^* представлен на рисунке 3.6.

Изменение весовых коэффициентов нейросетевого регулятора осуществляется согласно приведенному алгоритму. Необходимо обеспечить устойчивость переходных процессов САУ с вновь введенными весовыми коэффициентами.

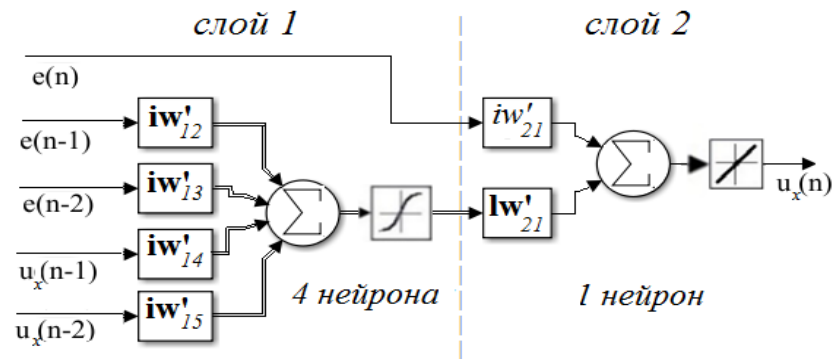


Рисунок 3.6 – Структура нейронной сети с четырьмя нейронами в первом слое

Здесь $\mathbf{IW}_{NN_x^*} = \begin{pmatrix} 0 & \mathbf{iw}'_{12} & \mathbf{iw}'_{13} & \mathbf{iw}'_{14} & \mathbf{iw}'_{15} \\ \mathbf{iw}'_{21} & \mathbf{oo} & \mathbf{oo} & \mathbf{oo} & \mathbf{oo} \end{pmatrix}$, $\mathbf{iw}'_{12} = (13460/30000 \ 0 \ 0 \ 0)$,

$\mathbf{iw}'_{13} = (0 \ 0 \ 6421/30000 \ 0)$, $\mathbf{iw}'_{14} = (1.4/30000 \ 0 \ 0 \ 0)$, $\mathbf{oo} = (0 \ 0 \ 0 \ 0)$,

$\mathbf{iw}'_{15} = (0 \ 0 \ 0.4/30000 \ 0)$, $\mathbf{iw}'_{21} = -7045$; $\mathbf{LW}_{NN_x} = \begin{pmatrix} \mathbf{o} & \mathbf{o} \\ \mathbf{iw}'_{21} & \mathbf{o} \end{pmatrix}$,

$\mathbf{iw}'_{21} = (30000 \ 0 \ -30000 \ 0)^T$.

Вновь введенные весовые коэффициенты приравниваются к нулю. Остальные веса изменяются исходя из анализа значений выхода первого слоя \mathbf{a}_1 нейросетевого регулятора NN_x при работе в составе САУ для задания $v = 10\Delta t = 0.1$. Выяснено, что значения \mathbf{a}_1 изменяются в пределах $(-600; 1500)$. С помощью итеративной процедуры выяснено, что для обеспечения устойчивости переходных процессов САУ, использующей регулятор NN_x^* , для задания $v = 10\Delta t = 0.1$ необходимо весовые коэффициенты первого слоя уменьшить и весовые коэффициенты второго слоя увеличить в 30 000 раз.

Шаг 6. Для формирования учебной выборки необходимо выбрать задания, которые будут подаваться на вход системы и при этом будет обеспечиваться устойчивость переходных процессов. Как было показано на предыдущем шаге, по условиям алгоритма в качестве такого задания было выбрано: $v = 0.1$. По мере обучения нейрорегулятора (шаг 7) величина задания увеличивается. Таким образом было сформировано 7 учебных выборок при заданиях: $v = 0.1, 0.2, \dots, 6.4$.

Шаг 7. Обучение проводим методом подражающего нейроуправления. В качестве эталонного регулятора выступает дискретный регулятор по положению подвижного основания $\mathbf{W}_{Rt}^*(z)$. Учебная выборка формировалась из данных выхода дискретного регулятора с шагом 0.01с. Кроме того, как было показано в статье [105],

для повышения качественных характеристик САУ необходим пересмотр учебной выборки в сторону увеличения данных о статическом режиме работы регулятора. Для этого увеличиваем время работы регулятора для формирования обучающей выборки с 10 (время переходного процесса) до 30 с. Набор данных будет состоять из 3001 пары входных и желаемых выходных значений регулятора.

В результате обучения получены следующие весовые коэффициенты нейросетевого регулятора NN_x^* :

$$\begin{aligned} \mathbf{iw}'_{12} &= (5.9 \quad 53.7 \quad 170.7 \quad -156.1), \quad \mathbf{iw}'_{13} = (-3.5 \quad -55.2 \quad 261.5 \quad -90.5), \\ \mathbf{iw}'_{14} &= (0.001 \quad 0.5 \quad 17 \quad -25), \quad \mathbf{iw}'_{15} = (0 \quad -0.5 \quad -17.5 \quad 28.9), \quad iw'_{21} = -1046.2, \\ \mathbf{iw}'_{21} &= (419.2 \quad -75.4 \quad 4.2 \quad -2.3)^T. \end{aligned}$$

Шаг 8. Нейрорегулятор NN_x^* встраивается в САУ вместо $W_{Rx}^*(z)$. Для примера на рисунке 3.7 продемонстрирован результат работы системы в ответ на случайное (равномерный закон распределения) ступенчатое воздействие $v \in (-10; 10)$.

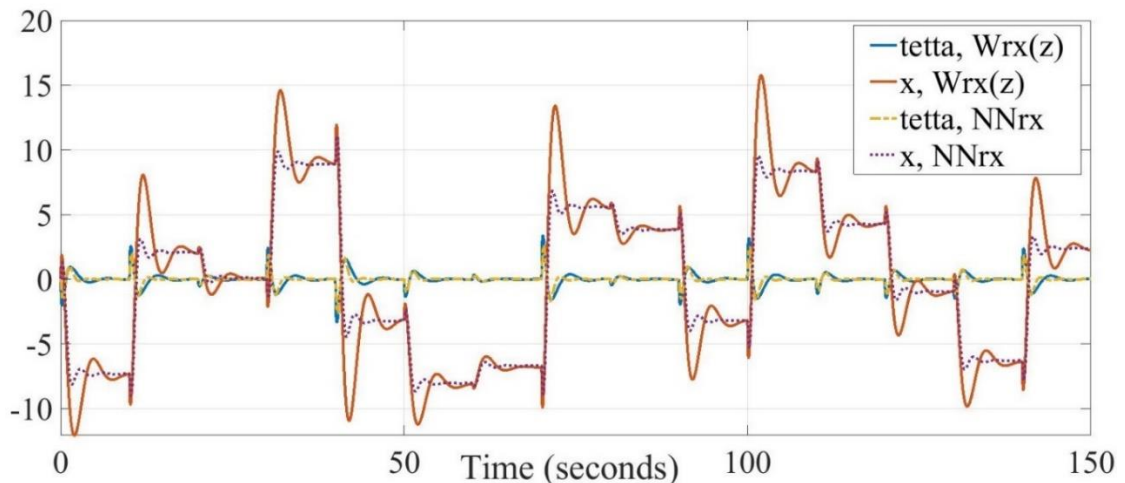


Рисунок 3.7 – Сравнение переходных процессов для дискретного и нейросетевого регуляторов

Как видно из рисунка 3.7, произошло повышение показателей качества переходного процесса САУ, соответствующего положению подвижного основания $x(t)$, а именно, уменьшилось перерегулирование и время выхода в статический режим с 6 до 2 с. Для выхода системы, соответствующего углу инверсного маятника, улучшений показателей качества переходного процесса не произошло. Это можно объяснить тем, что модификации нейрорегулятора NN_θ не осуществлялась. **Конец примера.**

Приведен алгоритм синтеза нейросетевого регулятора с детерминированным способом выбора архитектуры и инициализации весовых коэффициентов. Особенностью представленного алгоритма можно считать обеспечение устойчивых переходных процессов на всех этапах работы алгоритма. Это, в свою очередь, позволяет обеспечить сходимость процесса обучения нейрорегулятора. Продемонстрирован пример реализации алгоритма синтеза нейросетевого регулятора для линеаризованной многоканальной неустойчивой модели объекта «инверсный маятник на подвижном основании». Для управления системой использовались два нейросетевых регулятора, один из которых отвечал за вывод подвижного основания в заданное положение, а второй – за вывод инверсного маятника в вертикальное положение. Архитектура нейросетевых регуляторов и инициализация весовых коэффициентов выбраны исходя из данных о регуляторах, полученных полиномиальным методом. С помощью увеличения сложности архитектуры для нейросетевого регулятора, отвечающего за вывод подвижного основания в заданное положение, и дальнейшего его обучения удалось улучшить показатели качества переходных процессов системы.

3.2 Модификация системы управления инверсным маятником на подвижном основании и решение вопроса взрывного и угасающего градиента

Рассмотрение регуляторов, содержащих обратные связи, приводит к нейросетевым регуляторам рекуррентного типа (в случае использования детерминированного выбора архитектуры и весовых коэффициентов нейронной сети – шаг 4 алгоритма синтеза нейросетевых регуляторов). Существует проблема взрывных и угасающих градиентов, возникающих при настройке такого типа сетей с помощью методов, основанных на вычислении градиента и обратном распространении ошибки [28, 174, 181, 189]. Предлагается с помощью некоторых структурных преобразований регулятора перейти в предложенном алгоритме от рассмотрения архитектуры нейросетевого регулятора рекуррентного типа к архитектуре FNN [4]. При обучении FNN не возникает проблемы взрывного и угасающего градиента. Данные структурные преобразования продемонстрированы на примере обобщенного нейросетевого регулятора для объекта «инверсный маятник на подвижном основании».

Пример 3.2. Рассматриваются структурные преобразования САУ для объекта «инверсный маятник на подвижном основании». Они необходимы для устранения внутренней неустойчивости системы, возникающей при сокращении в МПФ замкнутой системы нулей/полюсов, лежащих на мнимой оси комплексной плоскости. Структурные преобразования состоят в объединении двух регуляторов в один. Эти преобразования были рассмотрены в разделе 3.1.

Передаточная функция замкнутой системы (рисунок 3.2) принимает вид:

$$W_{cl}(s) = w_{R_x}(s)W_o(s) / (1 + w_{R_0}(s)W_o(s)), \quad (3.5)$$

где $W_{cl}(s)$ – МПФ замкнутой системы; $W_o(s)$ – МПФ разомкнутой части системы (объект – инверсный маятник).

При вычислении передаточной функции замкнутой системы $W_{cl}(s)$, с учетом того, что передаточные функции регуляторов представлены в виде $w_{R_0}(s) = \frac{(\alpha+\beta s)}{s} + \gamma s$, $w_{R_x}(s) = \frac{(\delta+\epsilon s)}{s} + \nu s$, происходит взаимное сокращение операторов Лапласа s , находящихся в знаменателе передаточных функций регуляторов. Это приводит к неустойчивым состояниям системы.

Чтобы избежать этого эффекта, необходимо провести некоторые структурные преобразования системы, представленной на рисунке 3.2. Интегрирующую часть ПИД-регуляторов вынесем за сумматор, стоящий перед входом в объект (рисунок 3.8). Вместо дифференцирующего звена ПИД-регуляторов используется реально дифференцирующее звено $s / (0.05s + 1)$, которое тоже выносится за сумматор. Для значений параметров регуляторов (3.3) получим следующую структурную схему:

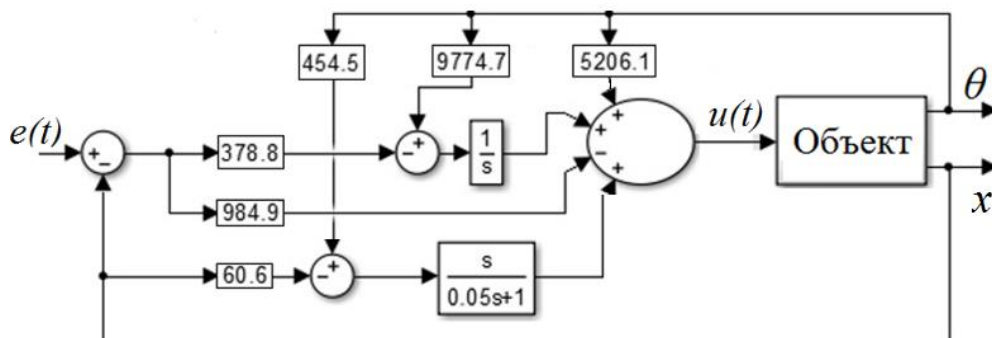


Рисунок 3.8 – Преобразованная структурная схема системы «объект + два ПИД-регулятора»

Применяется алгоритм синтеза нейросетевых регуляторов, описанный в главе 3.

Шаг 1. Преобразуем интегрирующее и реально дифференцирующее звенья к дискретному виду с шагом дискретизации $\Delta t = 0.05$ с и получим соответствующие им звенья в дискретном виде: для интегрирующего звена $0.05/(z-1)$, для реально дифференцирующего звена $(20z-20)/(z-0.4)$.

Шаг 2. Полученный дискретный регулятор преобразуем к структуре, включающей звенья запаздывания, сумматоры и коэффициенты усиления (рисунок 3.9).

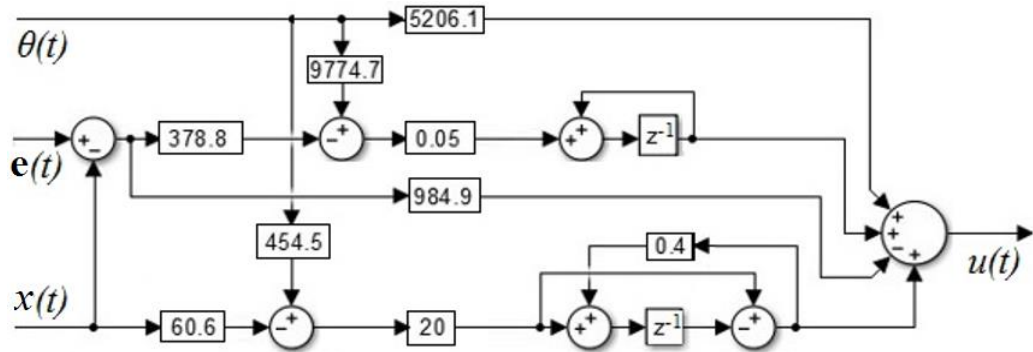


Рисунок 3.9 – Структурная схема обобщенного дискретного регулятора

Шаг 3. Пропустим преобразование дискретного регулятора с целью демонстрации проблемы взрывных и угасающих градиентов для обучения нейросетевых регуляторов рекуррентного типа.

Шаг 4. По полученной схеме построим нейросетевой регулятор с тремя входами и одним выходом (рисунок 3.10).

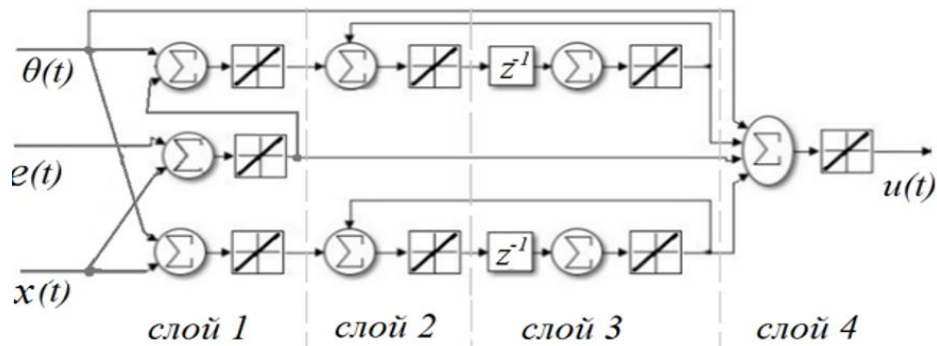


Рисунок 3.10 – Нейросетевая структура обобщенного регулятора

Здесь $u(t)$ – выход нейрорегулятора и управляющее воздействие на объект, $u(t)$ совпадает с выходом дискретного регулятора (рисунок 3.9). Нейросеть будет состоять из четырех слоев. В качестве функций активации используются линейные функции, так как функциональных преобразований после сумматоров не требуется. Смещения не используются. Нейросеть будет содержать задержки z^{-1} на такт в третьем слое. Архитектура нейросети имеет обратные связи, а значит, данная нейросеть рекуррентного типа. Имеется связь между нейронами в пределах одного слоя (первого). При настройке данной нейросети методами, основанными на вычислении градиента, возможно появление «исчезающих» или «взрывающихся» градиентов. Это подтвердилось при попытке настройки весовых коэффициентов с помощью алгоритма LMA в программной среде Matlab [66]. Через некоторое количество эпох градиенты принимали бесконечные значения или значения, не являющиеся вещественными и комплексными числами. В результате процесс обучения останавливается. Вопросы взрывного или угасающего градиента, возникающие при обучении нейронных сетей рекуррентного типа, рассмотрены в главе 2.

Шаг 3. Решение проблемы взрывных или угасающих градиентов. Пусть имеется дискретный регулятор, представленный в виде структурной схемы и содержащий обратные связи. Добавим в структурную схему регулятора входные и выходные каналы по числу обратных связей. С помощью вновь добавленных каналов обратные связи «выносим» за пределы рассматриваемого регулятора и будем учитывать их в структуре «регулятор – объект». В результате получим 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 или угасающих градиентов при обучении методами, основанными на вычислении градиента и обратном распространении ошибки.

Применим данный подход к рассматриваемому примеру. В структурную схему дискретного регулятора (рисунок 3.9) добавим дополнительные входные ($input1$, $input2$) и выходные каналы ($out1$, $out2$) по числу обратных связей. Обратные связи «выносим» за пределы рассматриваемого регулятора с помощью вновь введенных входных/выходных каналов. Структурная схема преобразованного дискретного

регулятора и вынесенные за пределы рассматриваемого регулятора обратные связи показаны на рисунке 3.11.

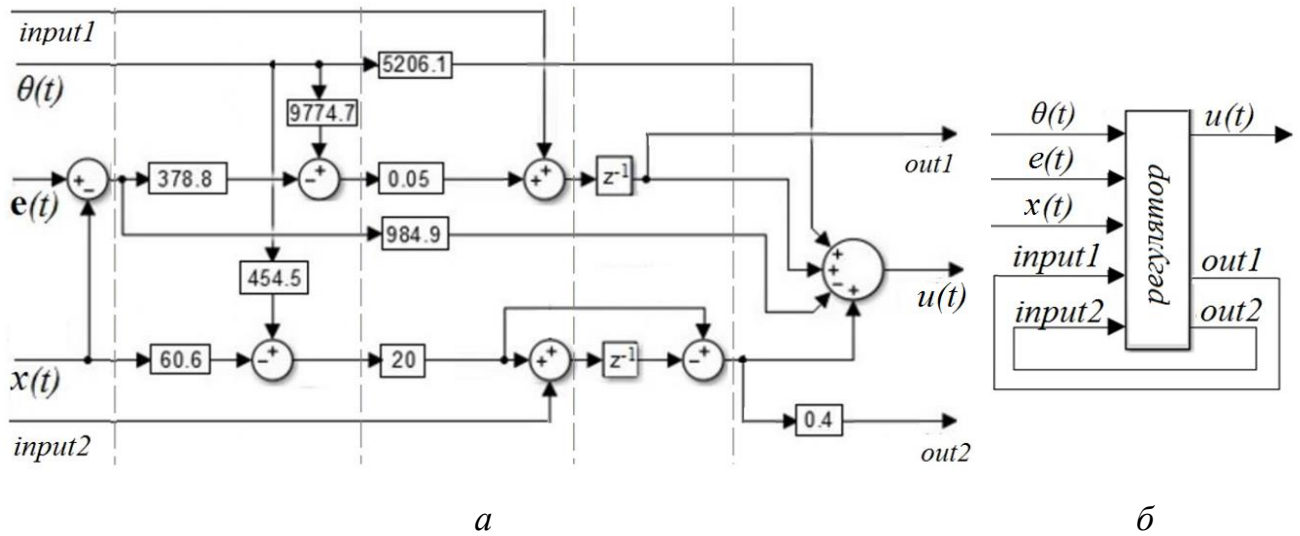


Рисунок 3.11 – Структурная схема преобразованного дискретного регулятора – *а*, структурная схема части системы с учетом обратных связей, вынесенных за пределы рассматриваемого регулятора – *б*

Здесь $u(t)$ – выход преобразованного дискретного регулятора. Он совпадает с выходом регулятора до структурных преобразований. Структурные преобразования дискретного регулятора не повлияли на характер его работы.

Шаг 4. Для решения вопроса с наличием связи внутри первого слоя нейроны первого слоя распределены на два слоя. Структурная схема преобразованного нейрорегулятора показана на рисунке 3.12.

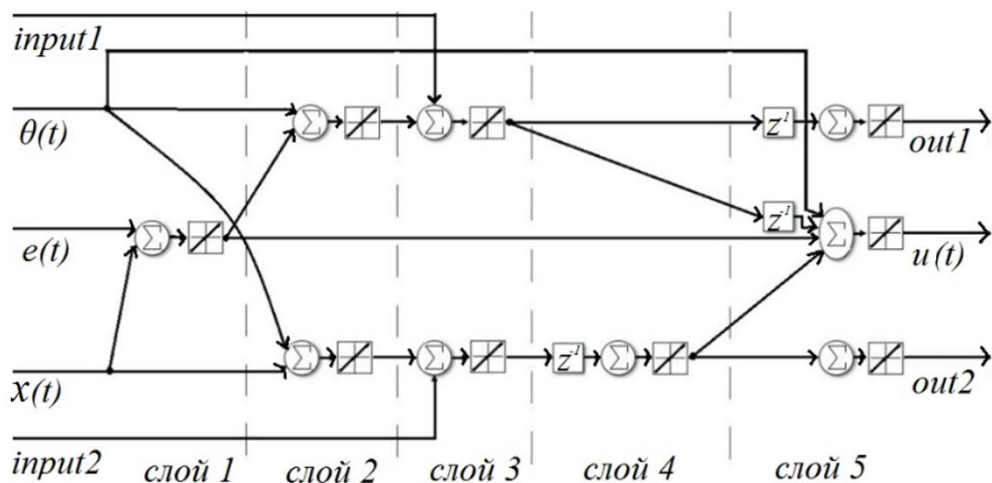


Рисунок 3.12 – Структурная схема преобразованного нейрорегулятора без обратных связей

В данном варианте структурной схемы нейрорегулятора нет обратных связей, а значит, имеем дело с FNN. При настройке преобразованного нейросетевого регулятора проблемы взрывных или угасающих градиента не возникает. **Конец примера.**

Продемонстрирована модификация САУ линеаризованным объектом «инверсный маятник на подвижном основании». Она необходима для устранения внутренней неустойчивости системы, возникающей из-за сокращений нулей/полюсов в МПФ замкнутой системы. Модификация заключается в объединении двух регуляторов, полученных в разделе 3.1, в один. Полученный обобщенный регулятор содержит обратную связь. Это значит, что его нейросетевое представление также будет содержать обратную связь (т. е. содержать нейронную сеть рекуррентного типа). Показано, что при обучении такой нейронной сети с помощью алгоритма LMA возникает проблема взрывных или угасающих градиентов. Приведено решение данного вопроса. Данное решение продемонстрировано на примере обобщенного регулятора для модели объекта «инверсный маятник на подвижном основании». С помощью некоторых структурных преобразований обобщенного регулятора обратные связи выносятся за пределы рассматриваемого регулятора. Это, в свою очередь, позволяет перейти к рассмотрению FNN вместо RNN. При этом происходит некоторое увеличение сложности архитектуры нейросетевого регулятора (возрастает количество входных и выходных каналов). Для FNN, ошибки, связанной с проблемой взрывных или угасающих градиентов, не возникает.

3.3 Синтез регулятора для нелинейного объекта «инверсный маятник на подвижном основании»

Приводится пример применения алгоритма синтеза нейросетевых регуляторов для системы, содержащей нелинейную модель объекта «инверсный маятник на подвижном основании» [29]. Управление объектом, описываемым нелинейной моделью, осуществляется с помощью двух нейрорегуляторов методом подчиненного регулирования. Один из них находится во внешнем контуре и отвечает за перемещение центра масс подвижного основания в заданное положение. Второй нейрорегулятор находится во внутреннем контуре (по отношению к первому регулятору) и отвечает за вывод маятника в вертикальное положение. Данная САУ

имеет ограниченный диапазон возможностей по перемещению подвижного основания. Это связано с тем, что регуляторы рассчитывались для линеаризованной модели объекта и нелинейные характеристики не учитывались. С целью расширения возможностей по перемещению подвижного основания модификации подвергается только архитектура нейрегулятора внешнего контура.

Пример 3.3. Нелинейная модель $W_{no}(s)$ инверсного маятника описывается уравнениями (3.1). Структурная схема показана на рисунке 3.13.

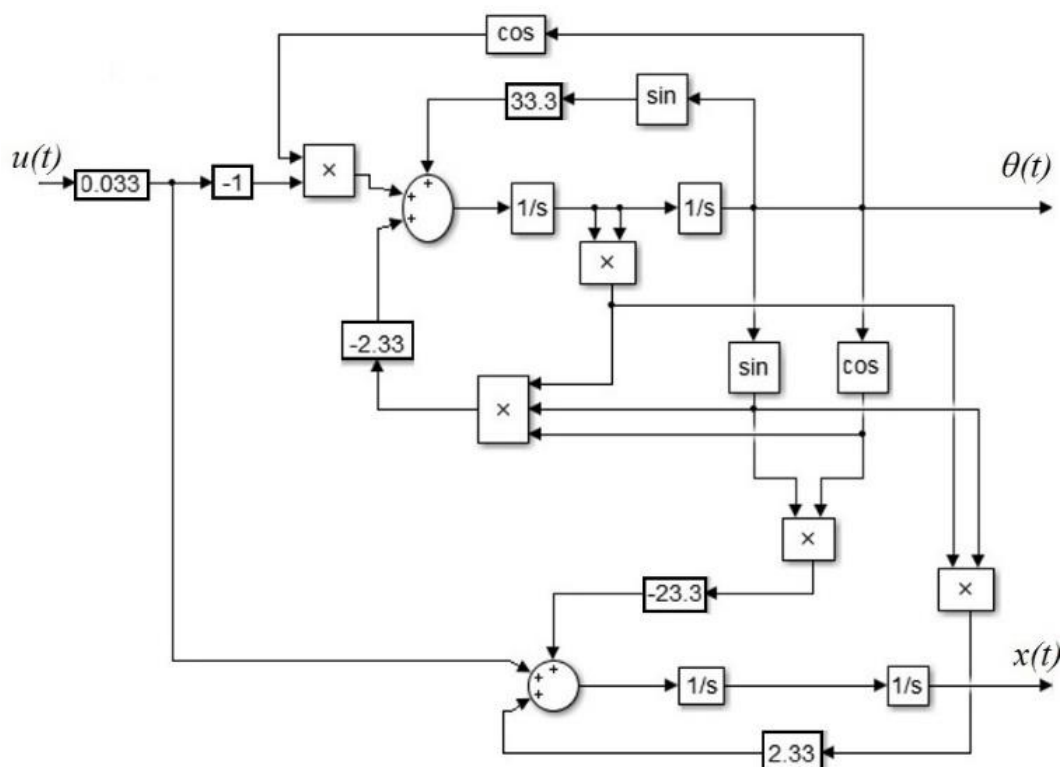


Рисунок 3.13 – Нелинейная модель инверсного маятника на подвижном основании

В составе САУ используются нейрорегуляторы, рассчитанные для линеаризованной системы «инверсный маятник на подвижном основании» (рисунок 3.4): NN_{θ} (отвечает за удержание инверсного маятника в вертикальном положении) и NN_x (отвечает за перемещение центра масс подвижного основания в заданное положение).

Выяснено, что регуляторы $w_{R_{\theta}}(s)$, $w_{R_x}(s)$ из выражения (3.3) и нейросетевые регуляторы NN_x , NN_{θ} (рисунок 3.4) работают на ограниченном диапазоне значений для перемещения подвижного основания нелинейной модели инверсного маятника. При выборе значений на перемещение подвижного основания за пределами

$\tilde{x} \in [-2.9; 2.9]$ переходные процессы системы, содержащей нелинейную модель инверсного маятника, расходятся. На рисунке 3.14 продемонстрированы переходные процессы для САУ $F(W_{no}(s), NN_x, NN_\theta, v(t))$ при $\tilde{x} = 2.9$ (на границе устойчивости).

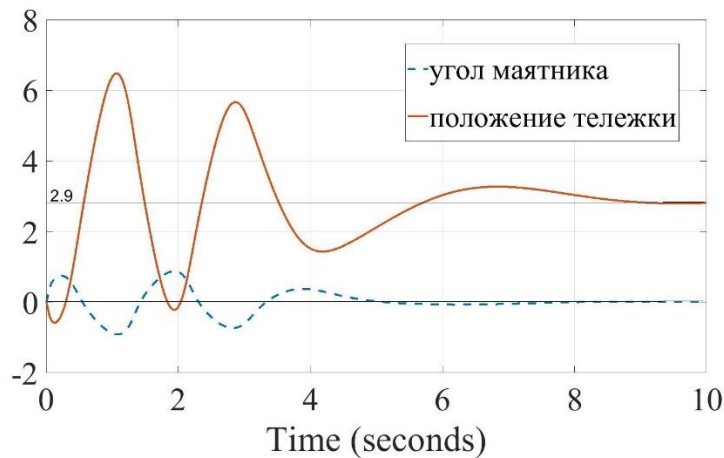


Рисунок 3.14 – Переходные процессы для системы с нелинейной моделью объекта управления

Архитектура нейрорегулятора NN_x содержит только линейные функции активации. Предположим, что для учета нелинейных характеристик модели объекта необходимо усложнить выбранную структуру нейрорегулятора NN_x , в том числе с помощью замены линейных функций активации на нелинейные. С учетом данных, полученных в примере 3.1, продолжим использовать алгоритм синтеза нейросетевых регуляторов с шага 5.

Шаг 5. Проведем модификацию структуры только для нейросетевого регулятора NN_x , так как этого оказалось достаточно для расширения диапазона возможных перемещений подвижного основания нелинейной модели объекта. При постепенном введении модификаций в архитектуру нейросетевого регулятора удалось подобрать такую структуру, которая способна управлять объектом, представленным нелинейной моделью, с расширением диапазона значений возможного перемещения. Полученная структура нейрорегулятора NN_x^* показана на рисунке 3.15.

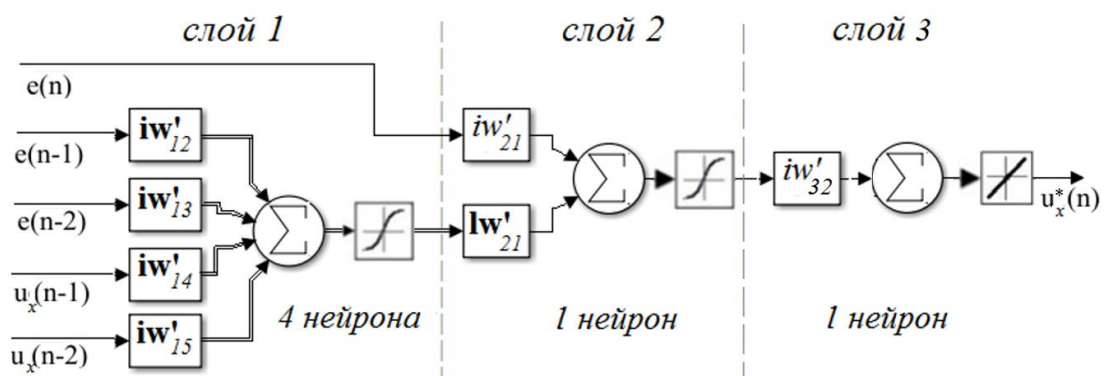


Рисунок 3.15 – Усложненная структура нейронной сети регулятора NN_x^*

Здесь $u_x^*(n)$ – управляющий сигнал на выходе модифицированного нейросетевого регулятора. Применены следующие модификации: добавлен слой нейронов (слой 1), содержащий 4 нейрона, с функцией активации \tanh ; в втором слое изменена функция активации с purelin на \tanh . С учетом введенных модификаций в качестве начальных весовых коэффициентов будем использовать следующие:

$$\mathbf{IW}_{NN_x^*} = \begin{pmatrix} 0 & \mathbf{iw}'_{12} & \mathbf{iw}'_{13} & \mathbf{iw}'_{14} & \mathbf{iw}'_{15} \\ \mathbf{iw}'_{21} & \mathbf{oo} & \mathbf{oo} & \mathbf{oo} & \mathbf{oo} \\ 0 & \mathbf{oo} & \mathbf{oo} & \mathbf{oo} & \mathbf{oo} \end{pmatrix},$$

где $\mathbf{iw}'_{12} = (13460/30000 \ 0 \ 0 \ 0)$, $\mathbf{iw}'_{13} = (0 \ 0 \ 6421/30000 \ 0)$,
 $\mathbf{iw}'_{14} = (1.4/30000 \ 0 \ 0 \ 0)$, $\mathbf{oo} = (0 \ 0 \ 0 \ 0)$, $\mathbf{iw}'_{15} = (0 \ 0 \ 0.4/30000 \ 0)$,
 $\mathbf{iw}'_{21} = -7045/30000$;

$$\mathbf{LW}_{NN_x^*} = \begin{pmatrix} \mathbf{o} & \mathbf{o} & \mathbf{o} \\ \mathbf{iw}'_{21} & \mathbf{o} & \mathbf{o} \\ 0 & lw'_{32} & 0 \end{pmatrix},$$

где $\mathbf{iw}'_{21} = (1/30000 \ 0 \ -1/30000 \ 0)^T$, $lw'_{32} = 30000$. Здесь $\mathbf{IW}_{NN_x^*}$ – матрица весовых коэффициентов для нейронов, содержащих нейронные связи, входящие в нейрорегулятор; $\mathbf{LW}_{NN_x^*}$ – матрица весовых коэффициентов для нейронов скрытых слоев нейронной сети. А для вновь введенных нейронных связей, не присутствующих в регуляторе NN_x , выберем нулевые значения.

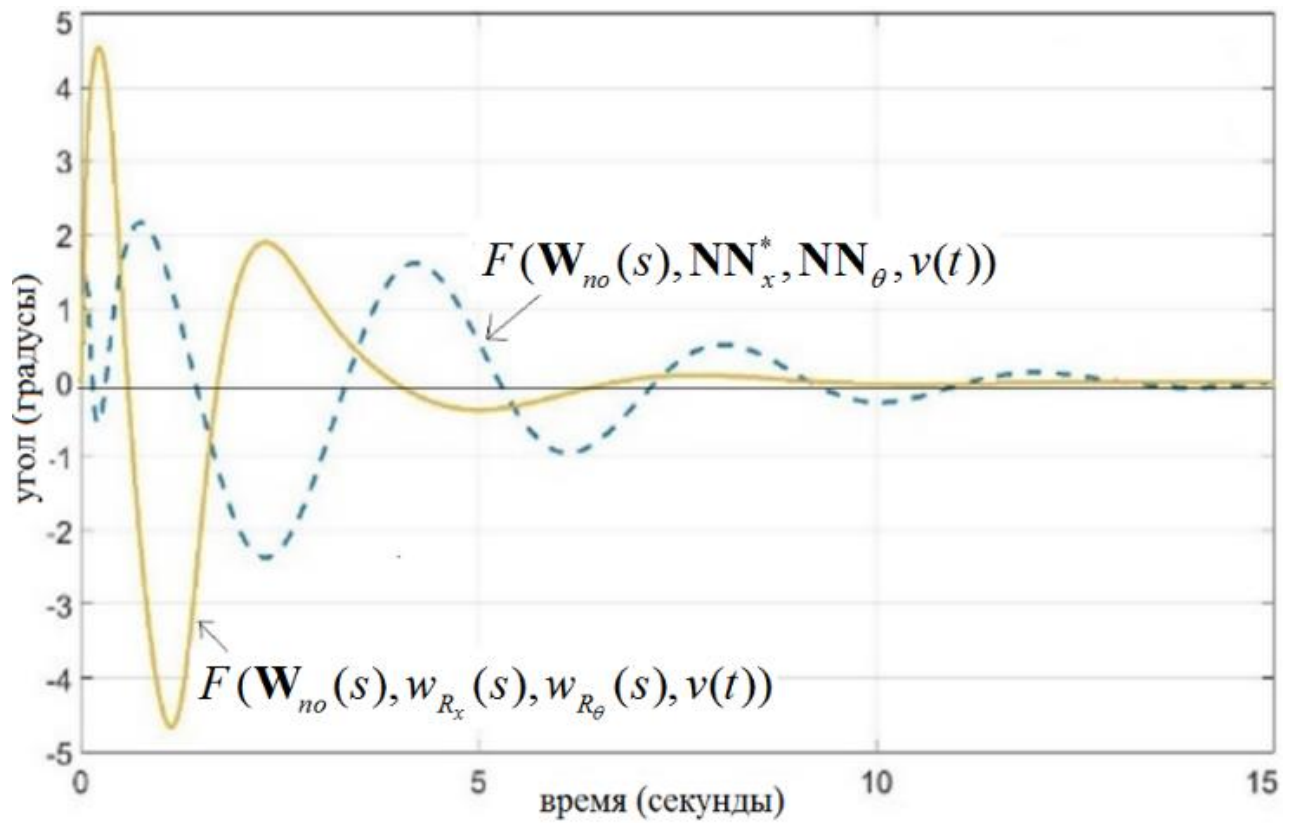
Шаги 6, 7. Сформируем обучающую выборку для настройки весовых коэффициентов нейронной сети нейрорегулятора. В качестве выборки данных для настройки регулятора NN_x^* используются данные полиномиального регулятора (3.3). Обучающая выборка состоит из входных и выходных данных с шагом дискретизации $\Delta t = 0.01$ с. Репрезентативную выборку необходимо формировать при различных задающих сигналах. В данном примере обучение проводилось на выборке, соответствующей сорока случайным заданиям. Так как в векторе задающих сигналов $\mathbf{v}(t) = (\tilde{x}(t) \ \tilde{\theta}(t))^T$, по условию задачи желаемый угол всегда $\tilde{\theta}(t) = 0$, то изменяется только задание на перемещение подвижного основания \tilde{x} .

Вначале сигналы должны быть достаточно малы, чтобы система была устойчива с использованием модифицированного нейрорегулятора NN_x^* . Значения сигнала берутся в пределах $\tilde{x} \in [-0.1; 0.1]$.

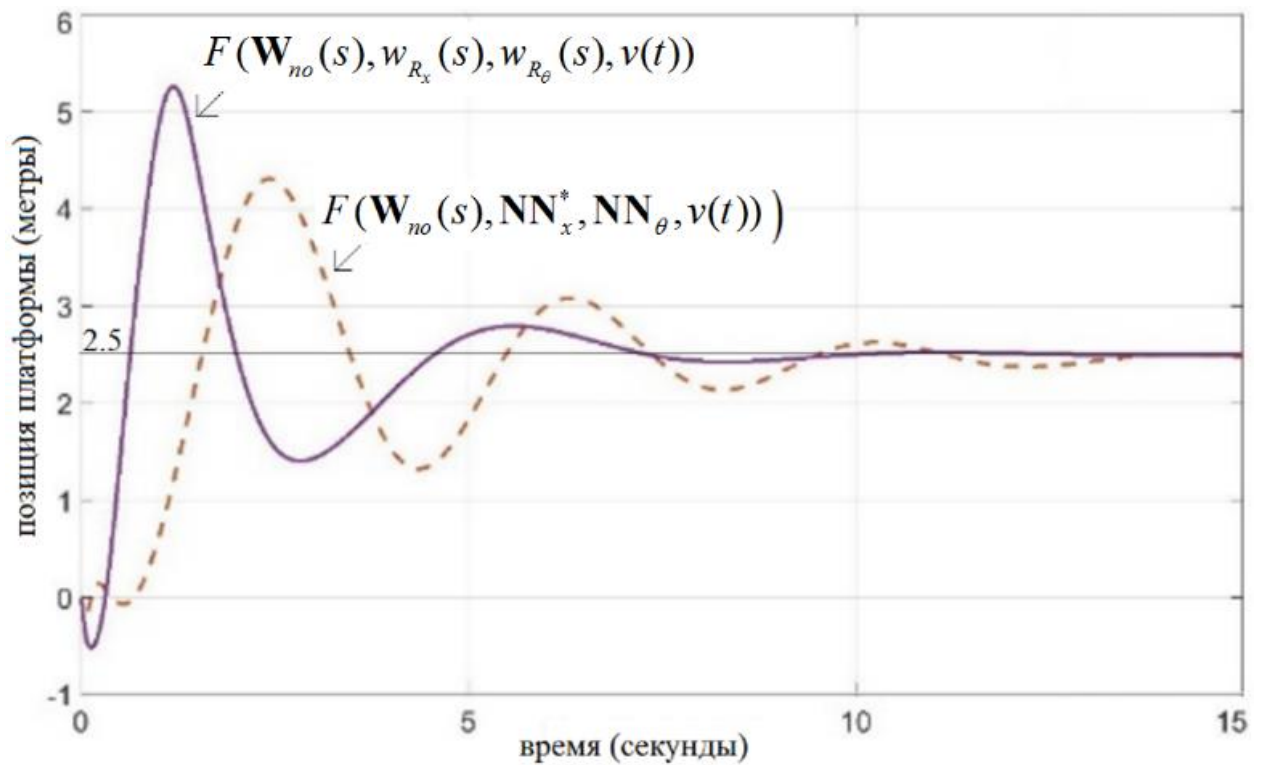
В работе [105] показано, что при определенных условиях возможно повышение качества переходных процессов по сравнению с эталонным (с регуляторами, полученными полиномиальным методом). В данном случае этого удалось достичь благодаря особенностям в формировании обучающей выборки. Необходимо, чтобы она была снабжена информацией преимущественно о статическом режиме работы системы. Увеличим длительность задающего сигнала о положении с необходимых 10 с до 20 с. Таким образом, на первом шаге обучения выборка данных содержит 8001 пару значений входных и выходных данных эталонного регулятора. Настройки обучения описаны в главе 2. Процесс обучения нейрорегулятора занял 352 эпохи и завершился по достижении минимума значения градиента функции потерь. Для дальнейшего увеличения диапазона заданий, при которых возможно управление объектом «инверсный маятник на подвижном основании», описываемым нелинейной моделью, необходимо дальнейшее обучение нейрорегулятора.

На следующем этапе постепенно повышаем значения задания на перемещение подвижного основания $\tilde{x} \in [-0.5; 0.5]$, $\tilde{x} \in [-1; 1]$, $\tilde{x} \in [-2.9; 2.9]$. Выборки данных для каждого диапазона формируются аналогичным способом. В качестве критерия остановки обучения используем критерии, описанные в главе 2. Процесс обучения занял около 60 000 эпох и завершился по достижении значения минимума градиента функции потерь (положительный результат обучения).

Шаг 8. На рисунке 3.16 показаны переходные процессы для различных вариантов САУ. Один из вариантов предполагает использование регуляторов, полученных полиномиальным методом (сплошная линия). Вторым вариантом представлен для САУ с использованием нейросетевых регуляторов. В качестве задания на вход системы подается $\mathbf{v}(t) = (2.5 \ 0)^T$ (то есть в качестве задания назначается перемещение центра масс подвижного основания на 2.5 метра и стабилизация инверсного маятника в вертикальном положении). Показаны графики для выходов системы по углу инверсного маятника, по местоположению платформы.



а



б

Рисунок 3.16 – Переходные процессы для САУ с нейрорегуляторами модифицированным и немодифицированным: а – по углу инверсного маятника, б – по положению подвижного основания

Как видно из рисунка 3.16, введение в САУ модифицированного нейрорегулятора NN_x^* позволило уменьшить перергулирование выходных величин по углу отклонения инверсного маятника и позиции подвижного основания. При этом также увеличился диапазон возможного перемещения подвижного основания с $\tilde{x} \in [-2.9; 2.9]$ для САУ $F(W_{no}(s), W_{R\theta}, W_{Rx}, v(t))$ до $x \in [-3.5; 3.5]$ для САУ $F(W_{no}(s), NN_\theta, NN_x^*, v(t))$. **Конец примера.**

Представленный в настоящей работе алгоритм позволяет получить САУ с нейрорегулятором, способное расширить диапазон значений возможных заданий, при которых возможно управление объектом, описываемым нелинейной моделью. Расширение диапазона значений задания происходит по сравнению со случаем использования САУ с регулятором, полученным методом полиномиально-матричного разложения. Алгоритм синтеза позволяет получить избыточную архитектуру нейронной сети и поэтому не требует дополнительных вычислительных ресурсов для ее настройки. Также определена процедура инициализации весовых коэффициентов. Процесс обучения нейрорегулятора начинается с таких настроек нейронной сети, которые обеспечивают устойчивые переходные процессы системы.

3.4 Применение нейросетевого регулятора для многоканальной системы с нестационарными непараметрическими неопределенностями

Нейросетевой подход к решению задачи синтеза САУ показал свою эффективность для объектов, содержащих неопределенности различной природы. В данном разделе приводится пример применения формализованной процедуры синтеза нейросетевого регулятора для САУ, содержащей нестационарную непараметрическую неопределенность [26]. В качестве примера работы алгоритма приведен случай решения задачи управления объектом «инверсный маятник на подвижном основании» на основе модели с неопределенностью в канале управления. Кроме этого, приведен пример использования структурной схемы регулятора в матричном виде, позволяющем рассматривать многоканальные объекты в компактном виде. Полученный нейросетевой регулятор позволяет расширить возможности по управлению объектом, содержащим неопределенности.

Некоторые системы могут содержать различные неопределенные характеристики. Они могут возникнуть, например, вследствие неполноты информации об аналитической структуре уравнений модели объекта управления. Такого вида неопределенности автор [98] называет структурной (непараметрической) неопределенностью. В общем виде уравнение выхода модели с непараметрической неопределенностью может быть выражено в следующем виде: $\mathbf{y}(s) = \mathbf{G}(s, q)\mathbf{u}(s)$, где $\mathbf{G}(s, q)$ – МПФ модели объекта управления с непараметрическими неопределенностями q ; $\mathbf{u}(s)$, $\mathbf{y}(s)$ – вход и выход модели объекта управления соответственно. Неопределенность объекта может быть аддитивной, дробно-рациональной или мультипликативной. В настоящей работе имитация неполноты знаний об аналитической структуре уравнений объекта управления осуществляется путем внедрения в структуру системы непараметрических мультипликативных неопределенностей (в том числе изменяющиеся во времени³). Такой выбор вида помехи выполняется с целью удобства определения величины помехи (в процентах) относительно параметров объекта.

Пример 3.4. В качестве примера работы алгоритма синтеза нейросетевого регулятора рассмотрим линеаризованную систему «инверсный маятник на подвижном основании». Математическая модель этой системы и параметры модели рассмотрены в разделе 3.1.

Построим САУ с управлением по отклонению, в которой регулятор находится в прямом канале с объектом управления. В качестве эталонного регулятора, рассчитанного для линеаризованной модели инверсного маятника на подвижном основании, возьмем регулятор, полученный полиномиальным методом в статье [14]. Если в качестве желаемой характеристической матрицы системы зададим⁴

$$\mathbf{C}(s) = \begin{pmatrix} (s+1)^5 & 0 \\ 0 & (s+1)^5 \end{pmatrix}, \quad (3.6)$$

³ Сведения о моделировании непараметрических нестационарных неопределенностей взяты из работы [98].

⁴ В данной работе выбор полюса передаточной функции системы был произвольным с учетом расположения в левой полуплоскости комплексной плоскости. Вообще выбор полюсов передаточной функции системы достаточно обширная задача и ей посвящено достаточно большое число публикаций. Однако, в рамках данной работы не ставилось целью поднять вопрос выбора полюсов передаточной функции системы.

то получим МПФ регулятора

$$\mathbf{W}_r(s) = \left(\frac{-1327.3s - 5351.5}{s + 5} \quad \frac{-15.2s - 3}{s + 5} \right). \quad (3.7)$$

МПФ регулятора также неквадратной структуры. При этом у нее количество входных каналов больше, чем выходных. Теперь можно приступить к алгоритму синтеза нейрорегулятора.

Шаг 1. Передаточная функция регулятора (3.7) переводится из непрерывного вида в дискретный. В качестве метода дискретизации используется оператор `s2d` из Matlab (метод дискретизации *zero-order hold*). Приемлемый результат управления достигается при шаге дискретизации $\Delta t = 0.01$ с. В результате получена передаточная функция регулятора в дискретном виде:

$$\mathbf{W}_r(z) = \left(\frac{-1327z + 1275}{z - 0.9512} \quad \frac{-15.15z + 15.12}{z - 0.9512} \right). \quad (3.8)$$

Переходные процессы систем, содержащих непрерывный (3.7) и дискретный регуляторы (3.8), продемонстрированы на рисунке 3.17.

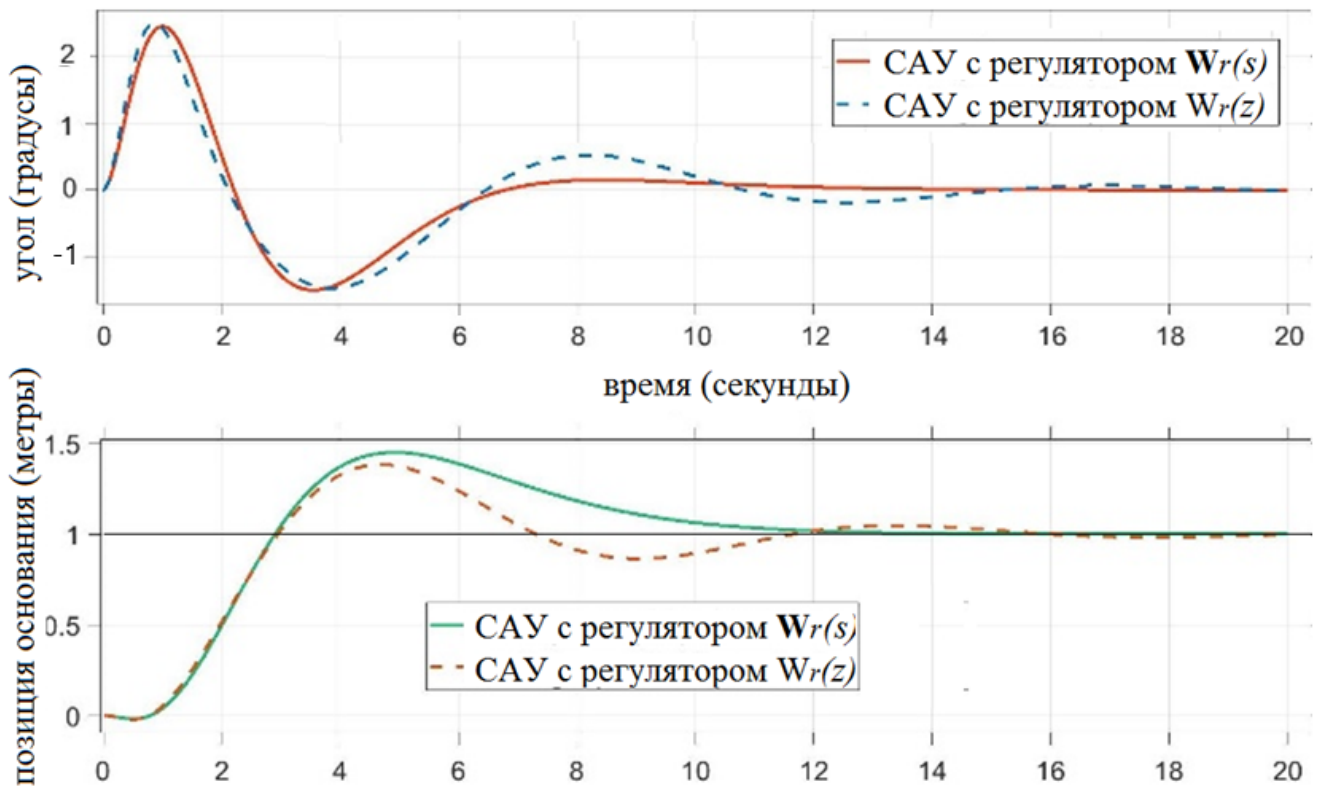


Рисунок 3.17 – Переходные процессы для системы с регулятором в непрерывном и дискретном виде

Как видно из рисунка 3.17, при переходе к дискретной модели произошло незначительное понижение качества управления объектом, но в целом система остается устойчивой.

Шаг 2. Передаточная функция регулятора представляется в структурном виде. Для этого необходимо провести некоторые преобразования уравнения (3.8). МПФ регулятора рассматривается как отношение его выхода ко входу:

$$u(z) = \begin{pmatrix} \frac{-1327z + 1275}{z - 0.9512} & \frac{-15.15z + 15.12}{z - 0.9512} \end{pmatrix} e(z).$$

После определенных преобразований получим

$$\begin{pmatrix} u(z)(z - 0.9512) = e(z)(-1327z + 1275) \\ u(z)(z - 0.9512) = e(z)(-15.15z + 15.12) \end{pmatrix}^T.$$

Сократим это выражение на z . В левой части оставим только входное воздействие $u(z)$:

$$\begin{pmatrix} u(z) = e(z)(-1327 + 1275z^{-1}) + 0.9512u(z)z^{-1} \\ u(z) = e(z)(-15.15 + 15.12z^{-1}) + 0.9512u(z)z^{-1} \end{pmatrix}^T.$$

Сформируем уравнения, содержащие наименьшее количество звеньев запаздывания (z^{-1}):

$$\begin{pmatrix} u(z) = -1327e(z) + (1275e(z) + 0.9512u(z))z^{-1} \\ u(z) = -15.15e(z) + (15.12e(z) + 0.9512u(z))z^{-1} \end{pmatrix}^T.$$

На основании этих уравнений может быть представлена матричная форма структурной схемы. Подобная форма записи позволяет представить многоканальные системы в компактном виде (рисунок 3.18).

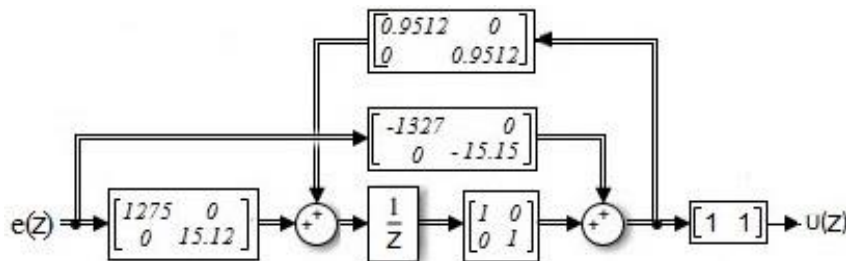


Рисунок 3.18 – Структурная схема регулятора в матричном виде

Данная структурная реализация должна содержать, по возможности, минимальное количество звеньев запаздывания в своей структуре. Это необходимо, чтобы избежать излишней сложности при настройке параметров нейрорегулятора в дальнейшем.

Шаг 3. Переходим к нейросетевому представлению структурной схемы регулятора (рисунок 3.19).

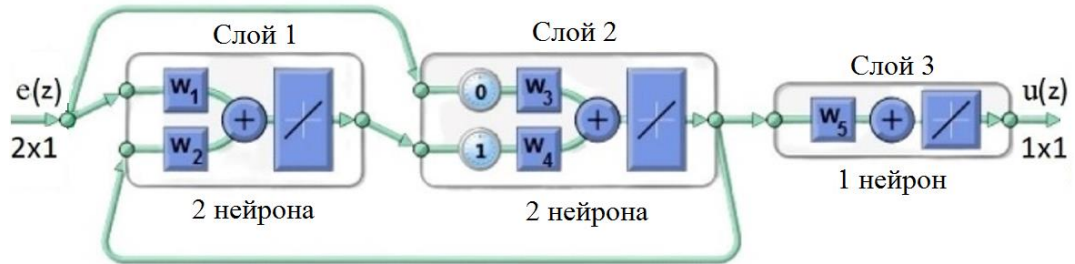


Рисунок 3.19 – Структурная схема нейрорегулятора

На рисунке 3.19 показана структурная схема нейросетевого регулятора. Данная схема получена с помощью замены элементов структурной схемы дискретного регулятора (рисунок 3.18) на элементы нейронной сети по правилам согласно шагу 4 алгоритма (раздел 3.1). Нейронная сеть регулятора состоит из трех слоев. При переходе от первого слоя ко второму имеется задержка во времени, равная одному такту (один такт соответствует шагу дискретизации $\Delta t = 0.01$ с). Третий слой нейронов был необходим для перехода от векторной величины к скалярной. На вход нейрорегулятора поступает ошибка $e(t) = v(t) - y(t)$, где $v(t)$ – задание на параметры системы и $y(t)$ – выход системы. На выходе регулятора формируется управляющее воздействие $u(t)$, которое представляет собой скалярную величину. Всего в нейрорегуляторе задействовано 5 нейронов. Нейронная сеть содержит обратную связь из второго слоя в первый, а значит принадлежит к RNN.

Шаг 4. Структурные преобразования полученной нейронной сети необходимы во избежание вопросов, связанных с обучением нейронных сетей рекуррентного типа. Для этого добавим входные и выходные каналы по количеству обратных связей. Кроме этого, звенья запаздывания также вынесены за пределы регулятора. Для этого был добавлен входной канал $e(z-1)$. Структурная схема нейрорегулятора показана на рисунке 3.20.

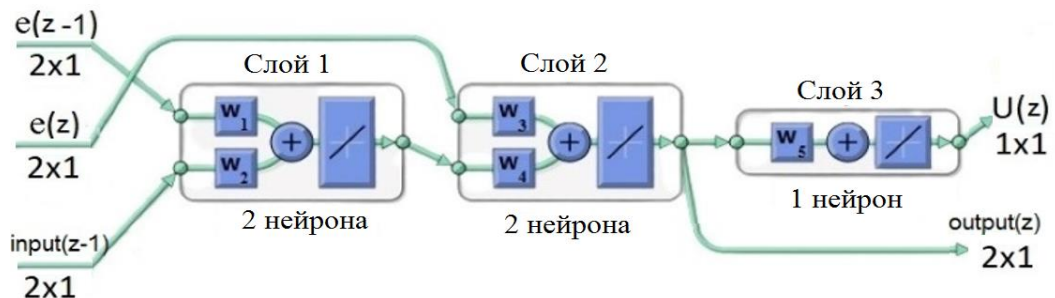


Рисунок 3.20 – Преобразованная структурная схема нейрорегулятора

Как видно из рисунка 3.20, теперь структурная схема нейрорегулятора не содержит обратных связей. Важно отметить, что структурные преобразования не изменяют характер работы регулятора. Система с преобразованным регулятором показана на рисунке 3.21.

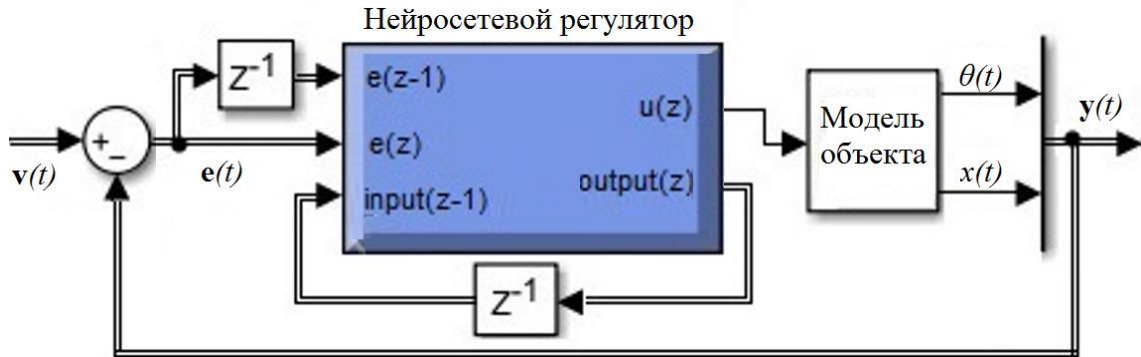


Рисунок 3.21 – Структурная схема системы с модифицированным нейрорегулятором

Шаг 5. Архитектура нейросетевого регулятора модифицируется. Это необходимо для введения в нейронную структуру нелинейностей. Добавим слой между вторым и третьим слоями. Этот слой будет состоять из трех нейронов с функцией активации \tanh . Изменим функции активации первого слоя с purelin также на \tanh . Преобразования архитектуры нейросетевого регулятора можно увидеть на рисунке 3.22.

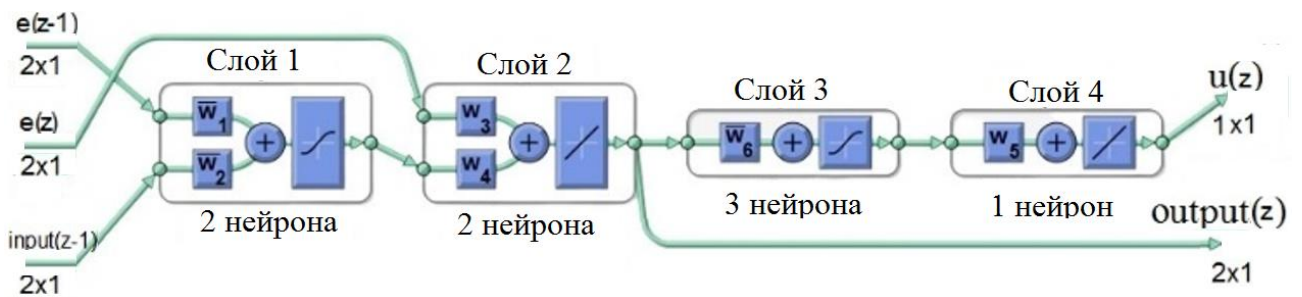


Рисунок 3.22 – Модифицированная структурная схема нейрорегулятора

Весовые коэффициенты для вновь вводимых нейронов подбираются таким образом, чтобы его работа не влияла бы на устойчивость системы в целом.

Шаги 6, 7. Настраиваем полученный нейрорегулятор. Обучение проводится по эталону. В качестве эталона будет выступать работа дискретного регулятора (3.8). Для этой процедуры необходимо получить учебную выборку, состоящую из входящих и исходящих воздействий регулятора. Выборка собиралась с шагом дискретизации равным шагу дискретизации регулятора (3.8) – 0.01 с. На рисунке 3.23 показан процесс формирования выборки данных в виде структурной схемы.

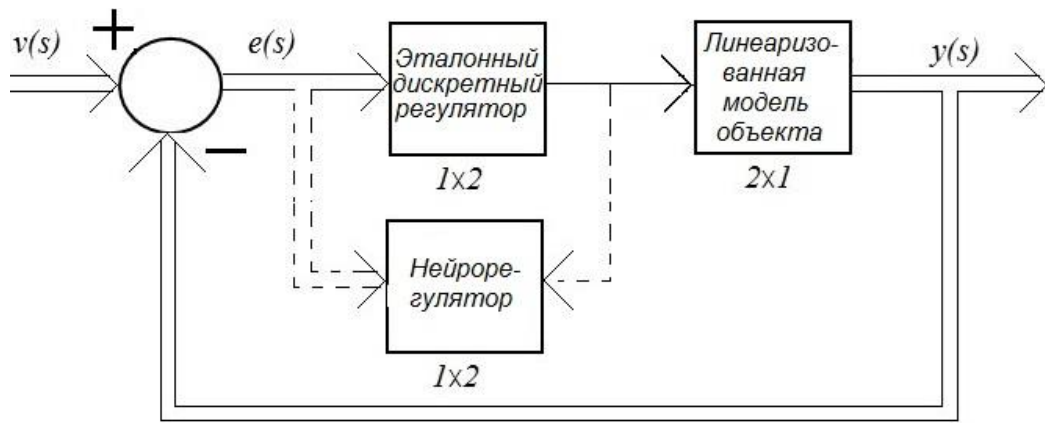


Рисунок 3.23 – Структурная схема САУ с эталоном и нейросетевым регулятором

Обучение в данном примере проводилось алгоритмом LMA. Эффективность обучения нейронной сети вычислялась по среднеквадратичной нормализованной ошибке MSE. Обучение проводилось с постепенным расширением задания по окончательному положению подвижного основания \tilde{x} . В общей сложности было проведено около 70 000 эпох обучения нейронной сети. Однако возможно и дальнейшее обучение нейрорегулятора.

Шаг 8. В канал управления структурной схемы системы (рисунок 3.23) добавим нестационарную непараметрическую неопределенность с помощью мультипликативной помехи способом, указанным в [98], и получим структурную схему, представленную на рисунке 3.24.

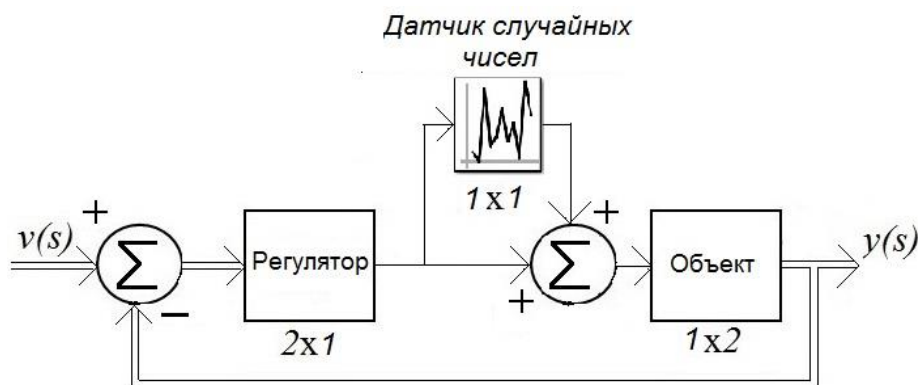


Рисунок 3.24 – Структурная схема САУ, содержащая нестационарную непараметрическую неопределенность

Полученный нейросетевой регулятор применяется для полученной системы. Результаты переходных процессов продемонстрированы на рисунке 3.26. Моделирование работы системы проводилось в программном средстве Simulink

Matlab, для систем (рисунок 3.25), содержащих регулятор, полученный полиномиальным методом (система 1) и нейросетевой регулятор (система 2). При этом в обеих системах будет использоваться САУ, содержащая нестационарные непараметрические неопределенности. Она была смоделирована с помощью блока «*uniform random number*» в пакете Simulink Matlab (блок генерации случайных значений, распределенных по равномерному закону). Мультипликативная помеха воздействует на оба канала. При этом на каждый из них подается свое значение. Случайное значение генерировалось через каждые 0.1 с.

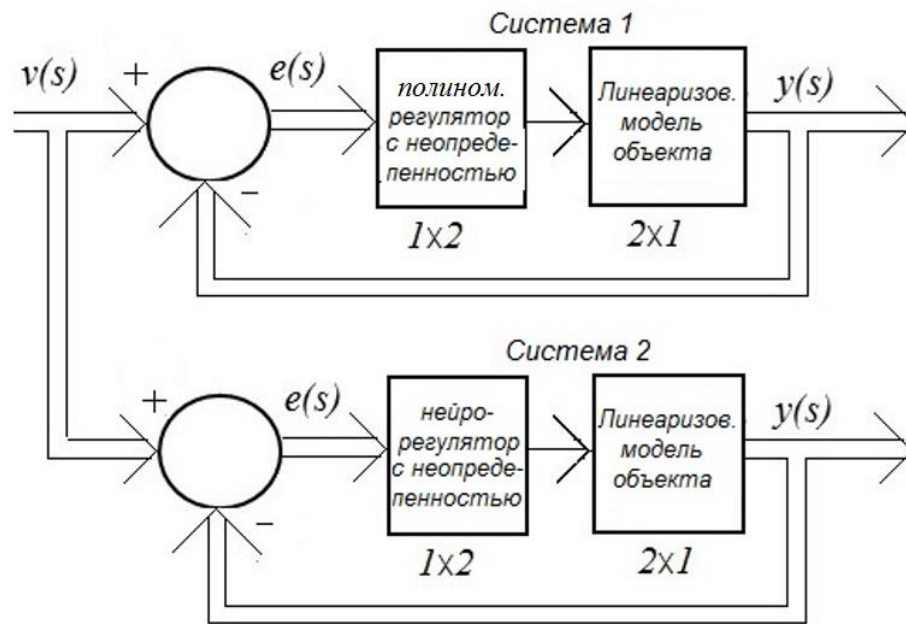
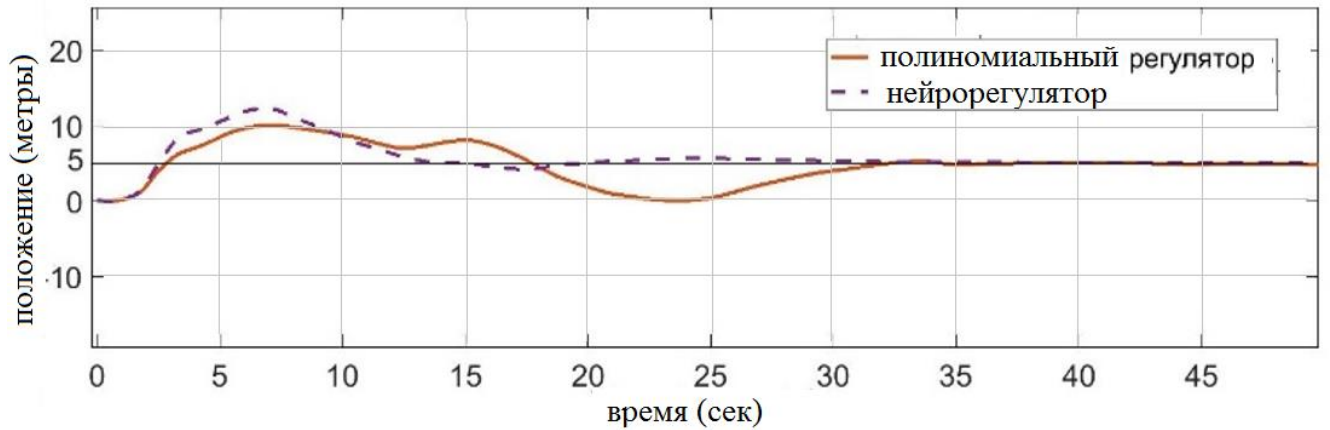
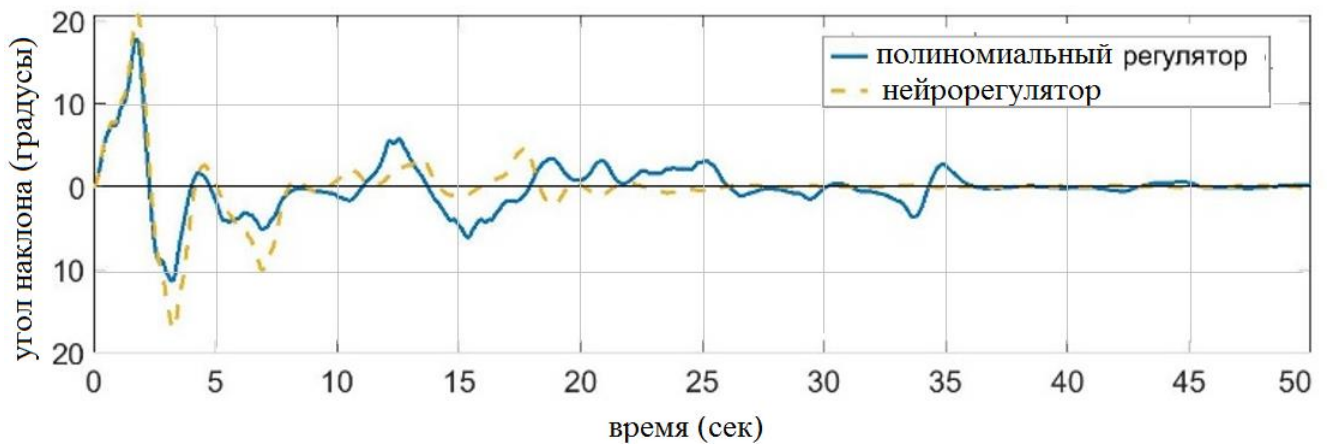


Рисунок 3.25 – Структурная схема для САУ с полиномиальным регулятором (система 1) и с нейрорегулятором (система 2)

В случае нахождения в канале управления нестационарной непараметрической неопределенности нейросетевой регулятор лучше справляется с задачей управления объектом, представленным линеаризованной моделью. Так, например, если в качестве задания на перемещение подвижного основания будет указано перемещение на пять метров, то в случае нахождения неопределенности в канале управления в пределах 40 % от номинального значения получим следующие графики, представленные на рисунке 3.26. Представленные графики соответствуют выходам для различных вариантов САУ. В одном случае представлена САУ, использующая регулятор, полученный полиномиальным методом (сплошная линия). В другом случае представленная САУ использует нейросетевой регулятор (пунктирная линия).



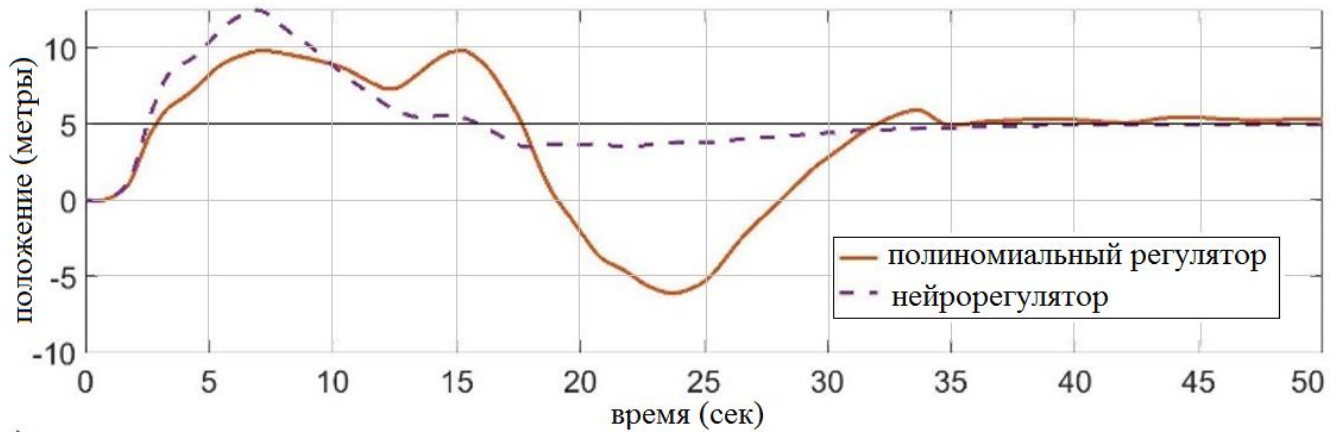
а



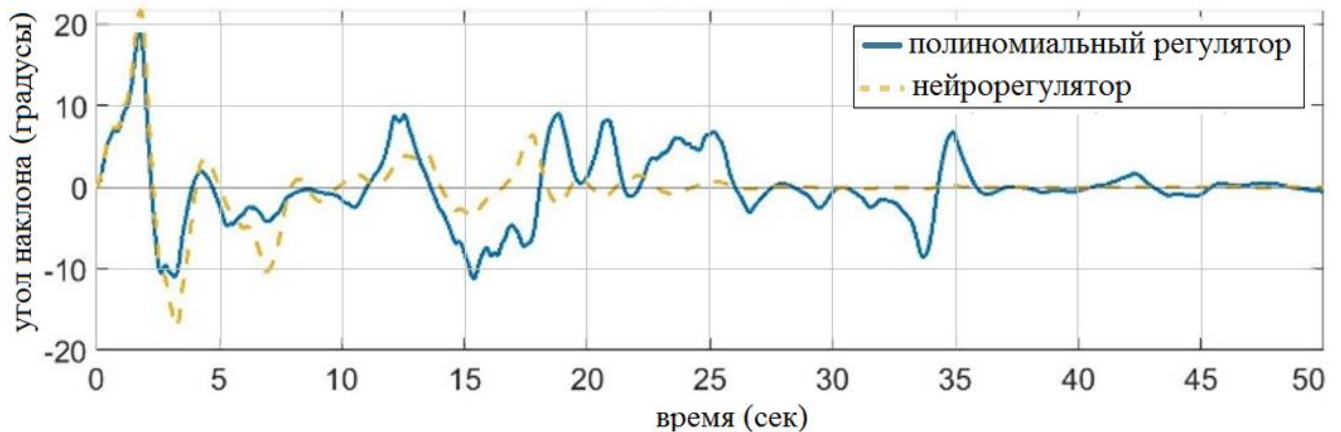
б

Рисунок 3.26 – Переходные процессы для САУ с неопределенностью в канале управления в пределах 40 % для положения подвижного основания – а, для угла наклона инверсного маятника – б

Как видно из рисунка 3.26, САУ, содержащие нейросетевой и полиномиальные регуляторы, выводят параметры объекта к требуемым значениям, несмотря на наличие неопределенности в канале управления. Однако в случае использования нейросетевого регулятора стабилизация системы происходит быстрее. Если повысить диапазон нестационарной непараметрической неопределенности и установить ее в пределах 45 % от номинального значения, то получим переходные процессы, показанные на рисунке 3.27. Как и на предыдущем рисунке, здесь представлены переходные процессы для двух вариантов САУ: с использованием регулятора, полученного полиномиальным методом (сплошная линия); с использованием регулятора с нейронной сетью (пунктирная линия).



а



б

Рисунок 3.27 – Переходные процессы для САУ с неопределенностью в канале управления в пределах 45 % для положения подвижного основания – а, для угла наклона инверсного маятника – б

Из рисунка 3.27 видно, что в случае использования нейросетевого регулятора стабилизация системы происходит уже на 25-й секунде, в отличие от полиномиального регулятора (на 46-й секунде). То есть использование нейрорегулятора в САУ позволило повысить качество управления такой системой (в частности, повысить ее быстродействие). **Конец примера.**

Продемонстрирован пример работы алгоритма, на основании которого решается вопрос выбора архитектуры и начальных весовых коэффициентов для нейронной сети нейрорегулятора. Работа предложенного алгоритма демонстрируется на примере системы с многоканальной моделью неустойчивого объекта управления «инверсный маятник на подвижном основании». В результате работы алгоритма удалось получить нейрорегулятор. Его возможности по управлению системой, содержащей неопределенности в канале управления, возрастают по сравнению с регулятором,

полученным полиномиальным методом для линеаризованной модели объекта управления.

Выводы по главе 3

Продемонстрирована модификация САУ линеаризованным объектом «инверсный маятник на подвижном основании». Модификация заключается в объединении двух нейросетевых регуляторов в один (см. раздел 3.1). Полученный нейросетевой регулятор содержит нейронную сеть рекуррентного типа. Показано, что при обучении такой нейронной сети с помощью алгоритма LMA возникает проблема взрывных или угасающих градиентов, описанная в главе 2. Приведен пример структурных преобразований архитектуры RNN, необходимых для приведения ее к виду FNN (обратные связи выносятся за пределы рассматриваемого регулятора). При этом происходит некоторое увеличение сложности ее архитектуры (возрастает количество входных и выходных каналов). Для FNN ошибки, связанной с проблемой взрывных или угасающих градиентов, не возникает.

Алгоритм синтеза нейросетевых регуляторов дает возможность увеличить диапазон управления нелинейным объектом по сравнению с регулятором, полученным методом полиномиального матричного разложения для линейного объекта. Алгоритм синтеза позволяет получить неизбыточную архитектуру нейронной сети и поэтому не требует дополнительных вычислительных ресурсов для ее настройки.

Для модальных методов синтеза регуляторов (к которым относится, в частности, и полиномиальный) учет неопределенностей различной природы в системе трудновыполним. Нейросетевой подход к синтезу регуляторов показал свою актуальность в случае управления системой, содержащей неопределенности различной природы. Однако и такой подход не лишен некоторых не до конца формализованных вопросов. К ним можно отнести отсутствие формализованного подхода к выбору архитектуры нейронной сети и к инициализации начальных весовых коэффициентов. При этом неправильный выбор этих параметров может повлиять на качество найденного решения.

ГЛАВА 4 ПРИМЕНЕНИЕ АЛГОРИТМА СИНТЕЗА НЕЙРОСЕТЕВЫХ РЕГУЛЯТОРОВ

Рассматривается задача синтеза нейросетевых регуляторов для системы гироскопической стабилизации оптического устройства кругового обзора [108]. Для проведения численного моделирования необходимых свойств системы в качестве упрощающих моделей рассмотрены многоканальные системы с двумя независимыми элементами на подвижном основании позиционера (с возможностью перемещения в одной плоскости, раздел 4.1), и с одним независимым элементом на подвижном основании позиционера (с возможностью осуществлять перемещение в двух плоскостях как для основания, так и для независимого элемента, раздел 4.2). Такие системы описываются неквадратной МПФ с количеством входных каналов, меньшим по сравнению с количеством выходных каналов. Модели объектов приведены в линеаризованном и нелинейном варианте. САУ построена таким образом, чтобы регулятор находился в прямой связи с объектом. В системе присутствует обратная связь. Требуется выполнить синтез регуляторов с учетом нелинейных особенностей модели объекта. Синтез нейросетевых регуляторов осуществляется по алгоритму, приведенному в главе 3.

Рассмотрена задача синтеза нейросетевого регулятора с помощью метода обратного пропуска ошибки через прямой нейроэмулятор (раздел 4.3). В качестве примера приведена система «инверсный маятник на подвижном основании». Показан пример синтеза блока имитации нелинейной модели объекта с помощью нейронной сети (нейроэмулятор). Настройка нейросетевого регулятора происходит при пропуске ошибки через нейроэмулятор методом обратного распространения.

4.1 Синтез и настройка нейросетевого регулятора для системы «подвижная платформа с двумя независимыми элементами, расположенными на опорных стойках»

Рассмотрена линеаризованная модель объекта «подвижная платформа с двумя независимыми элементами, расположенными на опорных стойках» [167]. К особенностям данной модели объекта можно отнести ее неквадратную МПФ с количеством входных каналов, меньшим по сравнению с количеством выходных каналов. Демонстрируется применение алгоритма синтеза нейросетевого регулятора,

предложенного в разделе 3.1, с целью повышения показателей качества по сравнению с САУ [93], использующей полиномиальный регулятор.

Пример 4.1. Для малых значений углов θ_1 и θ_2 уравнения движения могут быть описаны системой дифференциальных уравнений:

$$M\dot{v} = -mg\theta_1 - mg\theta_2 + u, \quad m(\dot{v} + l_1\ddot{\theta}_1) = mg\theta_1, \quad m(\dot{v} + l_2\ddot{\theta}_2) = mg\theta_2, \quad (4.1)$$

где v – скорость платформы; u – внешнее воздействие; M – масса платформы; θ_1, θ_2 – угол опорных стоек первого и второго независимых элементов соответственно; l_1, l_2 – длина опорных стоек первого и второго элементов соответственно; m – масса первого и второго элементов соответственно (для простоты расчета масса опорных стоек не учитывается). Структурная схема, составленная по системе уравнений (4.1), показана на рисунке 4.1.

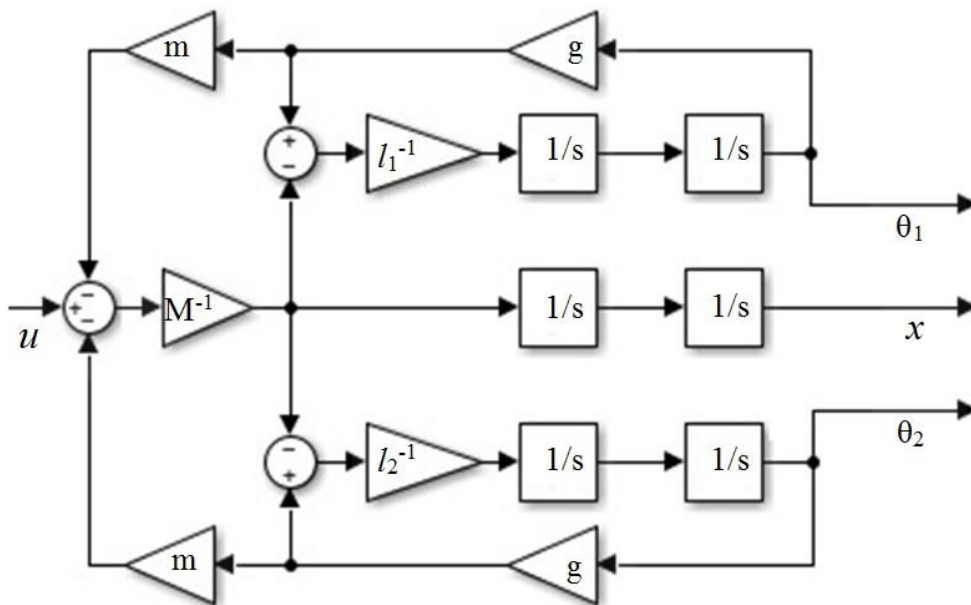


Рисунок 4.1 – Структурная схема линейризованной модели объекта «подвижная платформа с двумя независимыми элементами, расположенными на опорных стойках»

Как видно из рисунка 4.1, данный объект содержит один входной канал u и три выходных канала θ_1, θ_2, x . Дальнейшие расчеты приводятся для следующих значений параметров модели объекта управления: $M = 10$ кг, $m = 1$ кг, $l_1 = 1$ м, $l_2 = 2$ м, $g = 10$ м/с². В качестве целей управления примем следующее: стабилизацию

углов опорных стоек первого и второго независимого элементов в точке $\theta_{1,2} = \tilde{\theta}_{1,2} = 0^\circ$ и перемещение платформы в заданное положение $x = \tilde{x}$.

Система с обратной отрицательной связью содержит регулятор, находящийся в прямой связи с объектом управления (рисунок 4.2). Синтез полиномиального регулятора осуществлен согласно алгоритму синтеза, описанному в [93].

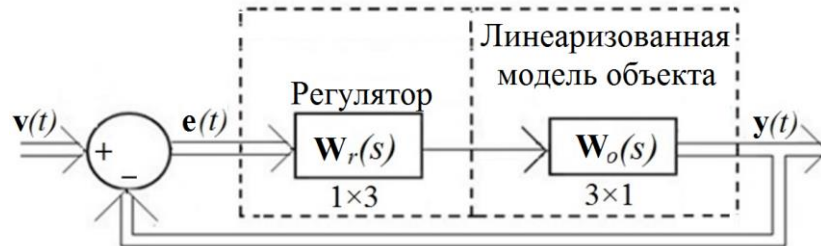


Рисунок 4.2 – Структурная схема САУ

Здесь $\mathbf{v}(t) = (\theta_1 \ \theta_2 \ x)^T$, $\mathbf{y}(t) = (\theta_1 \ \theta_1 \ x)^T$, $\mathbf{e}(t) = \mathbf{v}(t) - \mathbf{y}(t)$ – векторы задания, выхода и ошибки между выходом и уставкой системы соответственно. Полиномиальный регулятор получен с учетом желаемой ХМЗС $\mathbf{C}(s) = \text{diag}[(s+1)^7]$, где $\mathbf{C}(s) \in R[s]^{3 \times 3}$:

$$\mathbf{W}_r(s) = \begin{pmatrix} \frac{-3507s - 11\,061}{s+7} & \frac{3278s + 7074}{s+7} & \frac{7s+1}{s+7} \end{pmatrix}. \quad (4.2)$$

Далее демонстрируется применение алгоритм синтеза нейросетевого регулятора.

Шаг 1. Проводится дискретизация регулятора $\mathbf{W}_r(s)$ с шагом $\Delta t = 0.01$ с. В качестве метода дискретизации выбран метод удержания нулевого порядка. Таким образом, МПФ регулятора в дискретном виде

$$\mathbf{W}_r(z) = \begin{pmatrix} \frac{-3507z + 3400}{z - 0.9324} & \frac{3278z - 3210}{z - 0.9324} & \frac{7z - 6.99}{z - 0.9324} \end{pmatrix}. \quad (4.3)$$

Шаг 2. Представление МПФ регулятора $\mathbf{W}_r(z)$ в виде многоканальной блок-схемы (рисунок 4.3). Оно позволяет получить компактный вариант блок-схемы за счет использования в звеньях усиления числовых матриц. На вход регулятора поступает вектор $\mathbf{e} = (\tilde{\theta}_1 - \theta_1 \ \tilde{\theta}_2 - \theta_2 \ \tilde{x} - x)^T$. На выходе формируется скалярное управляющее воздействие u . Блок-схема содержит обратные связи. То есть, чтобы избежать ситуации с получением в дальнейшем нейронной сети рекуррентного типа, необходимо провести структурные преобразования данной схемы.

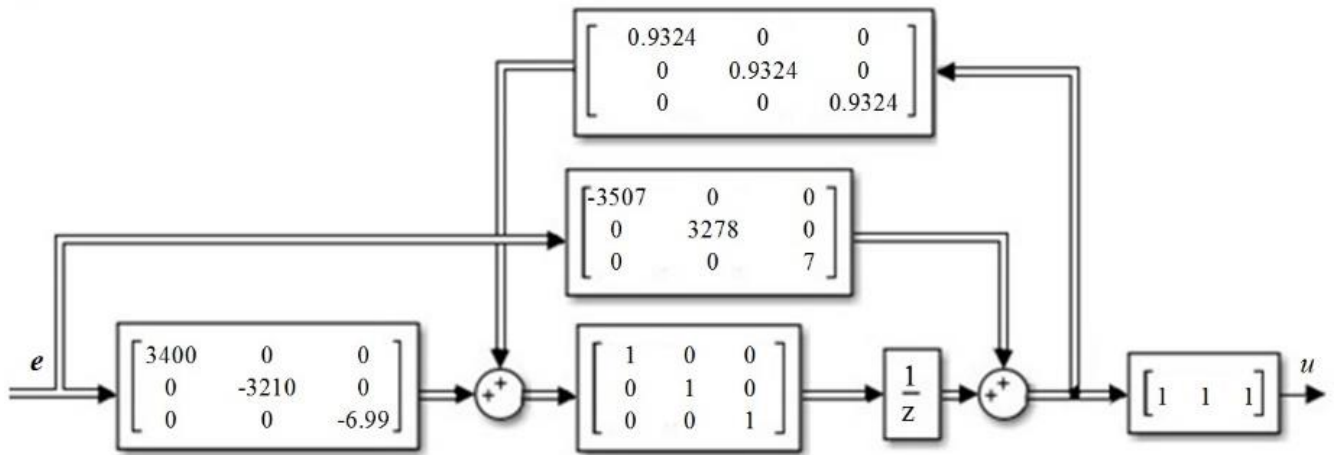


Рисунок 4.3 – Блок-схема дискретного регулятора

Шаг 3. Проводятся структурные преобразования дискретного регулятора (4.3). Они позволяют перенести обратные связи за пределы рассматриваемого регулятора и в дальнейшем вместо RNN получить FNN. Структурная схема преобразованная дискретного регулятора $W_r^*(z)$ показана на рисунке 4.4.

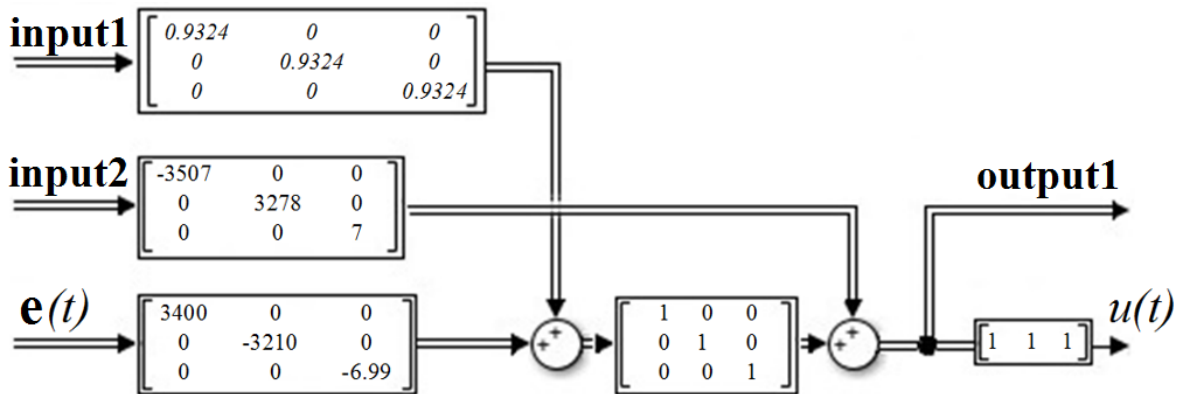


Рисунок 4.4 – Структурная схема преобразованного дискретного регулятора

Тогда САУ, использующая преобразованный дискретный регулятор, будет выглядеть так, как показано на рисунке 4.5.

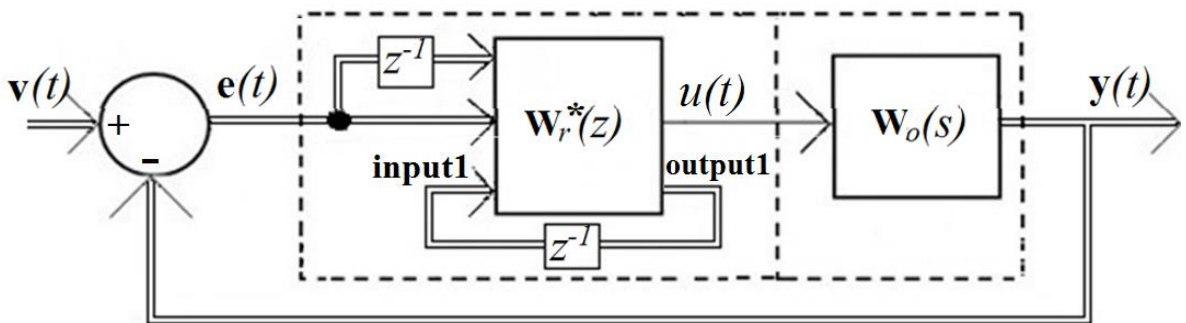


Рисунок 4.5 – САУ с преобразованным дискретным регулятором $W_r^*(z)$

Шаг 4. Регулятор $W_r^*(z)$ приводится к нейросетевому виду по правилам, указанным в таблице 4.1.

Таблица 4.1 - Соответствие элементов структурной схемы регулятора элементам нейронной сети

Элемент структурной схемы	Элемент нейронной сети
Сумматор	Сумматор нейронной сети и линейная функция активации
Коэффициенты усиления (элементы числовых матриц)	Весовые коэффициенты нейронной сети $W_i \in R^{3 \times 3}, i = \overline{1, 5}$
Элемент $1/z$	Звено запаздывания на такт в канале нейронной сети

Нейросетевой вид регулятора NN (рисунок 4.6):

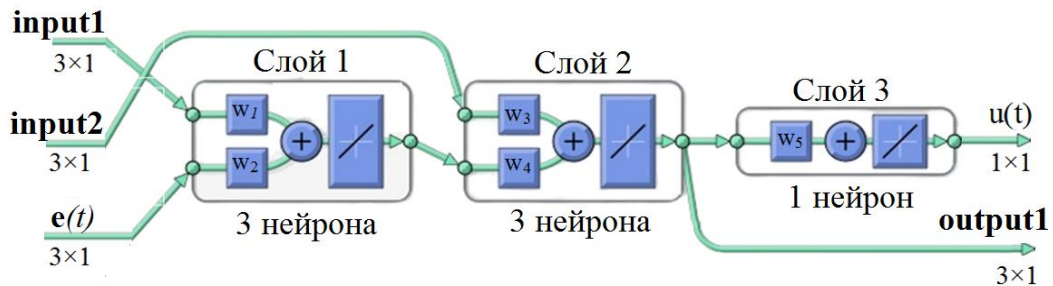


Рисунок 4.6 – Структура нейрорегулятора NN

Здесь $input1, input2, output1 \in R^{3 \times 1}$ – введенные дополнительно входные и выходной векторы соответственно.

Шаг 5. Для расширения возможностей по управлению объектом, представленным МПФ $W_o(s)$, осуществляется модификация структуры нейросетевого регулятора NN и получение нейрорегулятора NN*, а именно: в первом и втором слоях нейрорегулятора NN линейные функции активации заменяются на нелинейные – \tanh . Нейрорегулятор NN* представлен на рисунке 4.7.

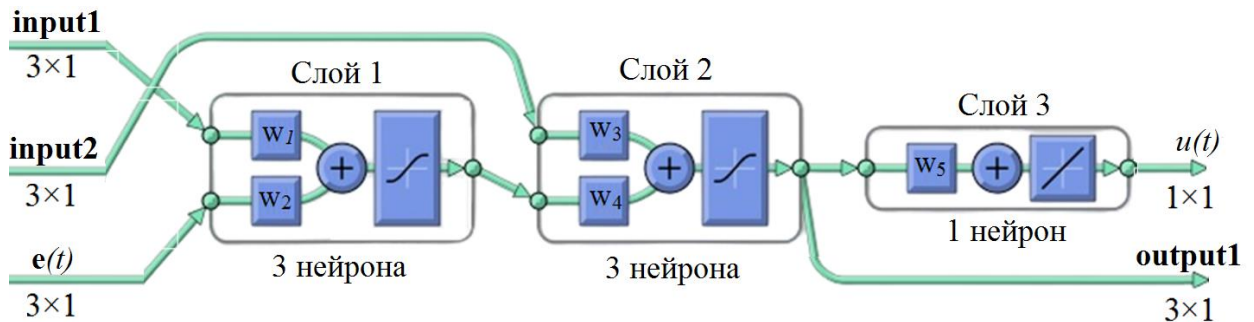


Рисунок 4.7 – Структура модифицированного нейросетевого регулятора NN*

Шаг 6. Для формирования выборки данных в качестве начального значения задания системы выбрано $\mathbf{v} = (0 \ 0 \ 0.001)^T$. При этом переходные процессы САУ $F(\mathbf{W}_o(s), \mathbf{NN}^*, \mathbf{v})$ устойчивы. Это позволит удерживать переходные процессы полученной САУ $F(\mathbf{W}_o(s), \mathbf{NN}^*, \mathbf{v})$ в устойчивом положении еще до стадии обучения нейросетевого регулятора \mathbf{NN}^* .

Шаг 7. Формируется выборка данных $DS = \{\mathbf{input}(i) \ \mathbf{target}(i)\}_{i=0}^n$, полученная в процессе работы эталонного регулятора $\mathbf{W}_r^*(z)$ в составе САУ $F(\mathbf{W}_o(s), \mathbf{W}_r^*(z), \mathbf{v})$ и задания \mathbf{v} , где $n = 301$ – объем набора данных (с учетом шага дискретизации $\Delta t = 0.1$ с. и времени работы регулятора $t = 30$ с.); $\mathbf{input}(i) = (\mathbf{input1}(i) \ \mathbf{input2}(i) \ e(i))^T$ – вектор входных значений; $\mathbf{target}(i) = (\mathbf{u}(i) \ \mathbf{output2}(i))^T$ – вектор целевых значений. Время работы регулятора, в течение которого набиралась выборка данных, обычно выбирается равным времени переходного процесса, однако в данном случае для улучшения показателей качества САУ используется выборка данных эталонного регулятора $\mathbf{W}_r^*(z)$ с информацией о статическом режиме регулятора [105]. На рисунке 4.8 пунктирной линией показано формирование выборки данных для настройки нейросетевого регулятора. Выборка данных для обучения состоит из пары входных и выходных значений дискретного регулятора.

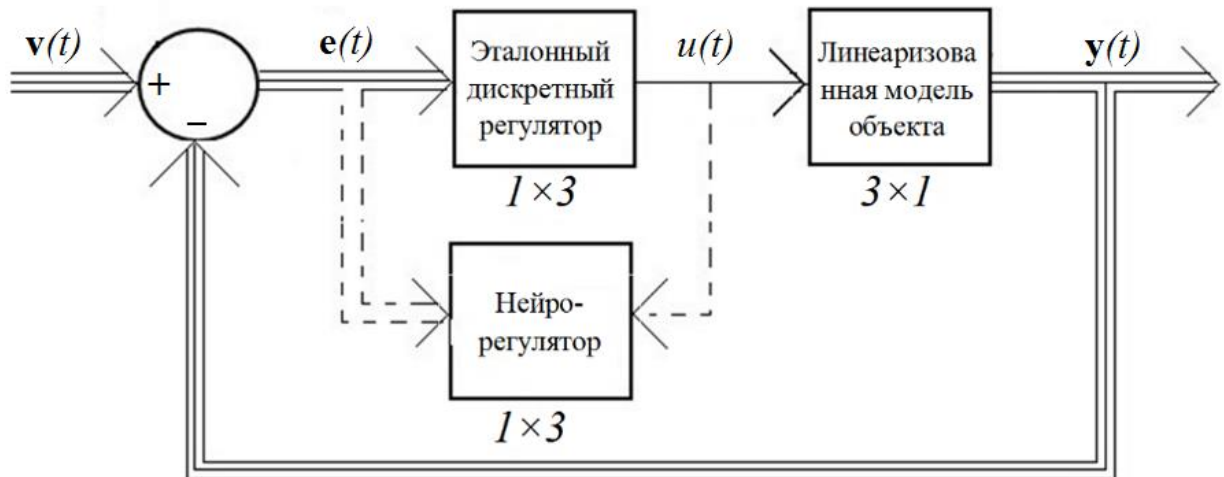


Рисунок 4.8 – Структурная схема обучения нейрорегулятора

Проводится процедура обучения для преобразованного нейросетевого регулятора \mathbf{NN}^* методом обучения «с учителем» (настройки указаны в разделе 2.4). Для обучения потребовалось: формирование двадцати двух наборов данных DS ,

соответствующих заданиям $\mathbf{v}_1 = (0 \ 0 \ 0.001)^T$, $\mathbf{v}_2 = (0 \ 0 \ 0.002)^T$,
 $\mathbf{v}_3 = (0 \ 0 \ 0.004)^T, \dots$, $\mathbf{v}_{11} = (0 \ 0 \ 1.024)^T$, $\mathbf{v}_{12} = (0 \ 0 \ -0.001)^T, \dots$,
 $\mathbf{v}_{22} = (0 \ 0 \ -1.024)^T$ и общее число эпох $\text{epoch} = 10\ 853$. После обучения получены следующие весовые коэффициенты:

$$\mathbf{W}_1 = \begin{pmatrix} 3.42 & 0 & 0 \\ 0 & -3.19 & 0 \\ 0 & 0 & -0.007 \end{pmatrix}, \quad \mathbf{W}_2 = \begin{pmatrix} 0.9324 & 0 & 0 \\ 0 & 0.9324 & 0 \\ 0 & 0 & 0.9324 \end{pmatrix},$$

$$\mathbf{W}_3 = \begin{pmatrix} -3.514 & 0 & 0 \\ 0 & 3.301 & 0 \\ 0 & 0 & 0.007 \end{pmatrix}, \quad \mathbf{W}_4 = \begin{pmatrix} 1 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 1 \end{pmatrix}, \quad \mathbf{W}_5 = \begin{pmatrix} 998.15 \\ 1070.04 \\ 950.58 \end{pmatrix}^T.$$

Шаг 8. Переходные процессы систем по выходам x , θ_1 , θ_2 продемонстрированы на рисунке 4.9. Представлены системы: $F(\mathbf{W}_o(s), \mathbf{NN}^*, \mathbf{v})$, $F(\mathbf{W}_o(s), \mathbf{W}_r(s), \mathbf{v})$, $F(\mathbf{W}_o(s), \mathbf{W}_r^*(z), \mathbf{v})$. В качестве заданий на вход системы подавались: $\theta_1 = 0^\circ$, $\theta_2 = 0^\circ$, $\tilde{x} = 1$ м. Применение в САУ $F(\mathbf{W}_o(s), \mathbf{NN}^*, \mathbf{v})$ обученного модифицированного нейросетевого регулятора \mathbf{NN}^* улучшило показатели качества переходных процессов САУ по сравнению с системами, использующими модальный регулятор $\mathbf{W}_r(s)$ и дискретный регулятор $\mathbf{W}_r^*(z)$. Использование нейросетевого регулятора \mathbf{NN}^* позволило уменьшить перерегулирование для выхода, соответствующего положению центра масс основания – x , и уменьшить время переходного процесса для всех трех выходов системы. Согласно алгоритму, настройка нейросетевого регулятора проходила с последовательным предъявлением нейронной сети обучающих выборок, соответствующих постепенному увеличению значений задания. То есть сначала нейросетевой регулятор обучался управлению системой при перемещении подвижного основания на величину в пределах $\tilde{x} \in [-0.1; 0.1]$. Затем после успешного обучения на данном диапазоне формировалась новая обучающая выборка, соответствующая перемещению подвижного основания в пределах $\tilde{x} \in [-0.5; 0.5]$. В результате обучения получили САУ с устойчивыми переходными процессами в случае, если задание на перемещение подвижного основания $\tilde{x} \in [-1.3; 1.3]$ (при $\tilde{\theta}_1 = \tilde{\theta}_2 = 0^\circ$). Для дальнейшего расширения границ возможного управления по заданию на перемещение подвижного основания необходима дополнительная настройка (и, возможно, усложнение структуры) нейросетевого регулятора \mathbf{NN}^* . **Конец примера.**

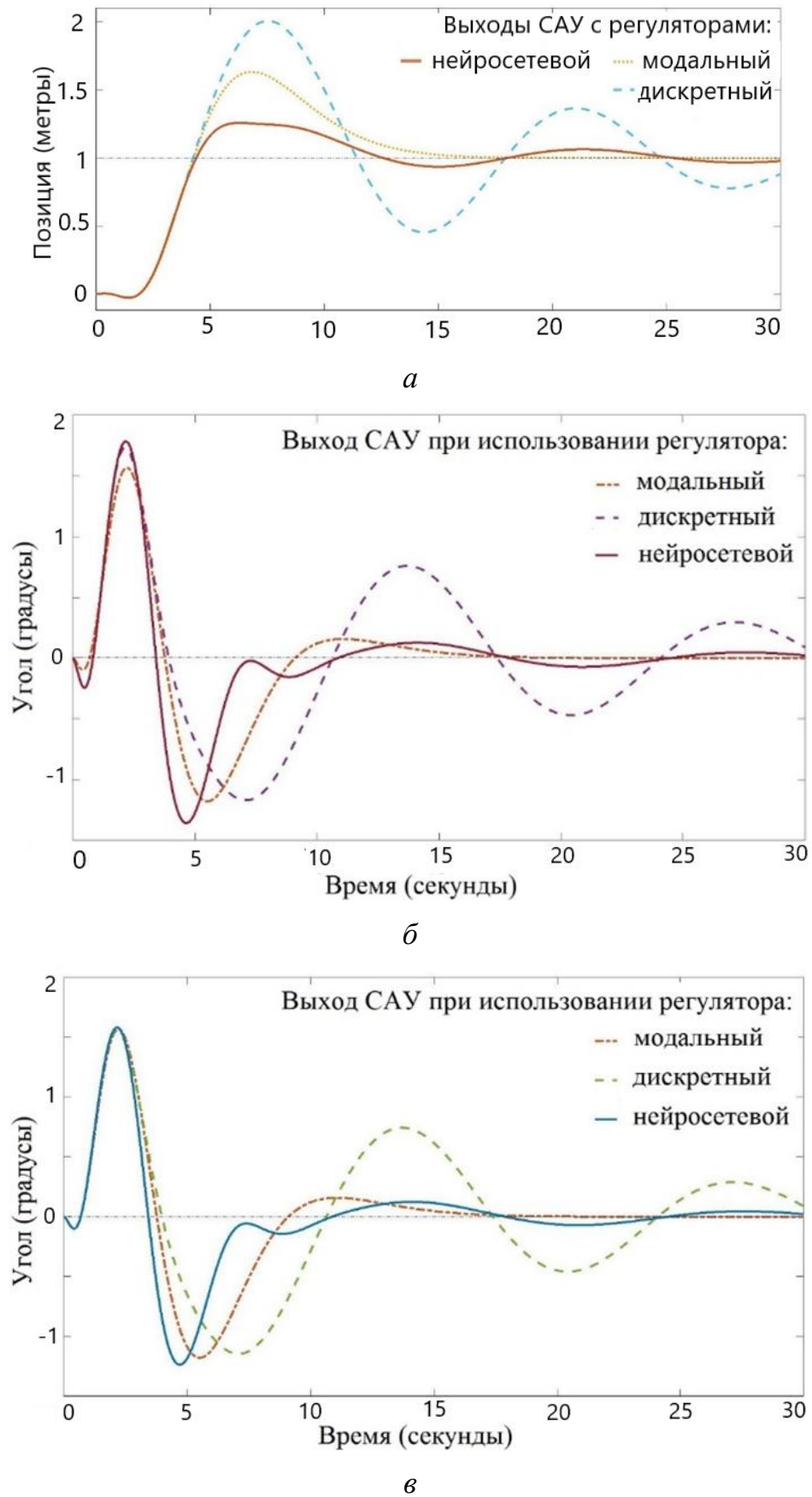


Рисунок 4.9 – Переходные процессы системы по позиции центра масс подвижного основания – *а*, по углам опорных стоек первого и второго независимого элементов соответственно – *б*, *в*

Продемонстрирован пример применения алгоритма синтеза нейросетевого регулятора на примере многоканальной системы двух независимых элементов на подвижном основании позиционера с возможностью перемещения в одной плоскости. Особенностью рассматриваемой модели объекта управления можно считать ее описание в виде МПФ неквадратного вида с количеством входных каналов, меньшим по сравнению с количеством выходных каналов. В связи с этим применяются некоторые ограничения на возможное задание системы. Применение алгоритма синтеза позволило получить архитектуру и начальные весовые коэффициенты нейронной сети, соответствующие устойчивым переходным процессам на выходе системы. Дальнейшее обучение полученного нейросетевого регулятора позволило улучшить показатели качества переходных процессов по сравнению с САУ, использующими полиномиальный и дискретные регуляторы. Пример данного расчета использовался для разработки системы оптической стабилизации в АО «НПЗ», г. Новосибирск.

4.2 Синтез и настройка нейросетевого регулятора двухступенной системы мобильного основания с одним независимым элементом на опорной стойке

Рассмотрена двухступенная система подвижного основания с одним независимым элементом на опорной стойке. Математическое описание получено из модели системы активного обезвешивания, позволяющей проводить испытания работы технических систем в земных условиях [60, 144]. В работах [80, 197] показан пример синтеза САУ с использованием четырех регуляторов, два из которых отвечали за стабилизацию опорной стойки в вертикальном положении, а остальные – за вывод платформы к заданному значению. Показан пример синтеза САУ, содержащей один многоканальный регулятор, отвечающий одновременно и за стабилизацию угла опорной стойки в вертикальном положении, и за вывод платформы к заданному положению. При использовании одного многоканального регулятора вместо нескольких одноканальных регуляторов легче обеспечить требуемые полюса замкнутой системы, а значит выполнить заданные требования к качеству переходных процессов. Для линеаризованной модели объекта управления приводится пример реализации алгоритма синтеза регулятора полиномиальным методом. Затем данный регулятор используется в качестве эталонного для реализации нейросетевого регулятора, способного управлять объектом, представленным моделью, содержащей

нелинейности. Синтез нейросетевого регулятора осуществляется с помощью алгоритма, описанного в главе 3.

Пример 4.2. Рассмотрим двухстепенную систему подвижного основания с одним независимым элементом на опорной стойке (рисунок 4.10).

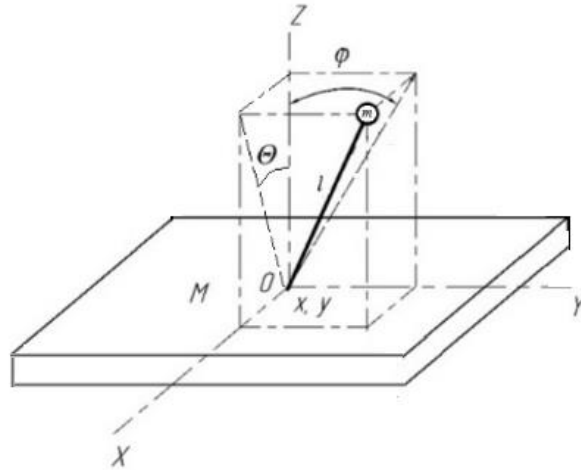


Рисунок 4.10 – Двухстепенная система подвижного основания с одним независимым элементом на опорной стойке

Вертикальная опорная стойка длиной l с грузом массой m нижним концом закреплена к платформе массой M . Углы наклона вертикальной стойки измеряются энкодерами, установленными в карданный подвес, находящийся на платформе. В качестве параметров, доступных к измерению, выступают: φ , θ – углы отклонения стойки от вертикали с проекцией на плоскость ZOY , ZOX соответственно; x , y – координаты центра масс платформы.

Управление перемещением платформы осуществляется через встроенные в нее электродвигатели и влияет на угол отклонения опорной стойки и текущее положение центра масс платформы. Задача блока управления состоит в стабилизации угла отклонения опорной стойки в нулевом положении относительно вертикали $\tilde{\varphi} = 0^\circ$, $\tilde{\theta} = 0^\circ$ и выводе центра масс платформы в заданные координаты (\tilde{x}, \tilde{y}) . Линеаризованная математическая модель:

$$\begin{cases} (M + m)\ddot{x} + ml\ddot{\theta} = F_x \\ (M + m)\ddot{y} + ml\ddot{\varphi} = F_y \\ ml^2\ddot{\theta} + ml\ddot{x} - mgl\theta = 0 \\ ml^2\ddot{\varphi} + ml\ddot{y} - mgl\varphi = 0 \end{cases} \quad (4.4)$$

Здесь F_x, F_y – силы, приложенные к платформе вдоль осей X, Y соответственно. При расчетах использованы следующие параметры модели объекта управления: $m = 1$ кг, $M = 10$ кг, $l = 1$ м, $g = 10$ м/с². В данной модели объекта управления два входных канала: F_x, F_y и четыре выходных канала: x, y, φ, θ . Значит, данная модель описывается МПФ неквадратного вида (т. е. данная модель объекта неквадратная). Для успешного синтеза САУ полиномиальным методом необходимо применить алгоритм синтеза регуляторов для неквадратных объектов с учетом поправок, приведенных в главе 1.

Шаг 1. Представим МПФ объекта управления в векторно-матричном виде

$$\begin{pmatrix} M+m & 0 & ml & 0 \\ 0 & M+m & 0 & ml \\ ml & 0 & ml^2 & 0 \\ 0 & ml & 0 & ml^2 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} \ddot{x} \\ \ddot{y} \\ \ddot{\theta} \\ \ddot{\varphi} \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} F_x \\ F_y \\ mgl\theta \\ mgl\varphi \end{pmatrix}, \quad (4.5)$$

а также МПФ объекта относительно ускорений:

$$\begin{pmatrix} \ddot{x} \\ \ddot{y} \\ \ddot{\theta} \\ \ddot{\varphi} \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} M^{-1} & 0 & -(Ml)^{-1} & 0 \\ 0 & M^{-1} & 0 & -(Ml)^{-1} \\ -(Ml)^{-1} & 0 & \frac{M+m}{Ml^2m} & 0 \\ 0 & -(Ml)^{-1} & 0 & \frac{M+m}{Ml^2m} \end{pmatrix} \begin{pmatrix} F_x \\ F_y \\ mgl\theta \\ mgl\varphi \end{pmatrix}.$$

Пусть $x_1 = x, x_2 = \dot{x}, x_3 = y, x_4 = \dot{y}, x_5 = \theta, x_6 = \dot{\theta}, x_7 = \varphi, x_8 = \dot{\varphi}, y_1 = x_1, y_2 = x_3, y_3 = x_5, y_4 = x_7$. Тогда описание модели объекта в пространстве состояний запишем в виде

$$\mathbf{A} = \begin{pmatrix} 0 & 1 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & \frac{-mg}{M} & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & \frac{-mg}{M} & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & \frac{g(M+m)}{Ml} & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 1 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & \frac{g(M+m)}{Ml} & 0 \end{pmatrix}, \quad \mathbf{B} = \begin{pmatrix} 0 & 0 \\ M^{-1} & 0 \\ 0 & 0 \\ 0 & M^{-1} \\ 0 & 0 \\ (Ml)^{-1} & 0 \\ 0 & 0 \\ 0 & (Ml)^{-1} \end{pmatrix},$$

$$\mathbf{C} = \begin{pmatrix} 1 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 1 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 1 & 0 \end{pmatrix}.$$

Описание объекта управления через представление в виде МПФ:

$$\mathbf{W}_o = \mathbf{C}(s\mathbf{I} - \mathbf{A})^{-1}\mathbf{B} = \frac{1}{10s^2(s^2 - 11)} \begin{pmatrix} s^2 - 11 & 1 \\ 1 & s^2 - 11 \\ -s^2 & 0 \\ 0 & -s^2 \end{pmatrix}, \quad (4.6)$$

где $\mathbf{I} \in R^{8 \times 8}$ – единичная матрица. Так как данная модель объекта является наблюдаемой и управляемой, то согласно [6, 129] можно проводить синтез САУ.

Шаг 2. МПФ модели объекта (4.6) представим через левое полиномиальное разложение:

$$\mathbf{N}_l(s) = \begin{pmatrix} 0 & -1 \\ -1 & 0 \\ 0 & 0 \\ 0 & 0 \end{pmatrix}, \quad \mathbf{D}_l(s) = \begin{pmatrix} 0 & 0 & 0 & 10s^2 - 110 \\ 0 & 0 & 10s^2 - 110 & 0 \\ -\frac{11s^2}{120} & -\frac{s^2}{120} & 1 - \frac{11s^2}{120} & -\frac{s^2}{120} \\ s^2 & 11s^2 & s^2 & 11s^2 - 120 \end{pmatrix}.$$

Данное разложение является взаимно простым. Это требование необходимо для обеспечения внутренней устойчивости всей системы. Согласно [129] взаимная простота также необходима для существования решения задачи синтеза регуляторов полиномиальным методом.

Шаг 3. Столбцовые степени матрицы $\mathbf{D}_r(s)$ получены из правого взаимно простого полиномиального разложения модели объекта: $\mu_1 = 4$, $\mu_2 = 4$, $\mu = \max(\mu_1, \mu_2) = 4$.

Шаг 4.1. Строчные степени матрицы $\mathbf{D}_l(s)$: $v_i = 2$, $i = \overline{1, 4}$, $v = \max(v_i) = 2$.

Шаг 4.2. Левое разложение полиномиального матричного описания объекта в виде числовых матриц:

$$\mathbf{N}_0 = \begin{pmatrix} 0 & -1 \\ -1 & 0 \\ 0 & 0 \\ 0 & 0 \end{pmatrix}, \quad \mathbf{D}_0 = \begin{pmatrix} 0 & 0 & 0 & -110 \\ 0 & 0 & -110 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & -120 \end{pmatrix}, \quad \mathbf{D}_1 = \mathbf{O}, \quad \mathbf{D}_2 = \begin{pmatrix} 0 & 0 & 0 & 10 \\ 0 & 0 & 10 & 0 \\ -\frac{11}{120} & -\frac{1}{120} & -\frac{11}{120} & -\frac{1}{120} \\ 1 & 11 & 1 & 11 \end{pmatrix},$$

где $\mathbf{O} \in R^{4 \times 4}$ – нулевая матрица; $\mathbf{N}_0, \mathbf{D}_0, \mathbf{D}_1, \mathbf{D}_2$ – матрицы, составленные из коэффициентов полиномов, где номеру матрицы соответствуют коэффициенты при соответствующих степенях оператора Лапласа s .

Используется САУ по принципу управления с обратной единичной отрицательной связью. Регулятор находится в прямой связи с объектом управления. В соответствии с алгоритмом (приложение Г) МПФ регулятора представляется в виде правого полиномиального разложения: $\mathbf{u}(s) = \mathbf{X}_r(s) \mathbf{Y}_r^{-1}(s) \mathbf{e}(s)$, где $\mathbf{u}(s) = (F_x \ F_y)$ – вектор выходных параметров регулятора; $\mathbf{X}_r(s) \in R[s]^{2 \times 4}$ – матрица правого полиномиального разложения, представляемая в виде «числителя» МПФ регулятора; $\mathbf{Y}_r(s) \in R[s]^{4 \times 4}$ – матрица правого полиномиального разложения, представляемая в виде «знаменателя» МПФ регулятора, $\mathbf{e}(s) = \mathbf{v}(s) - \mathbf{y}(s)$, $\mathbf{e}(s) \in R^{4 \times 1}$ – вектор рассогласования между заданием $\mathbf{v}(s) = (\tilde{x}, \tilde{y}, \tilde{\theta}, \tilde{\varphi})$ и выходом системы $\mathbf{y}(s) = (x, y, \theta, \varphi)^T$. Структурная схема системы представлена на рисунке 4.11.

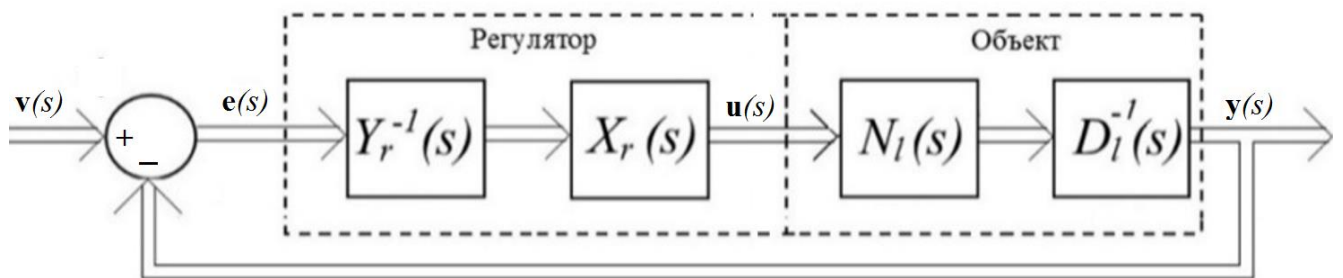


Рисунок 4.11 – Структурная схема системы «регулятор – объект»

Шаг 4.3. Определим вид и параметры регулятора. В связи с тем, что используется регулятор полного порядка, столбцовые степени МПФ регулятора могут быть вычислены следующим выражением $z = \mu - 1 = 3$. Числовые матрицы, содержащие коэффициенты полиномов «числителя» и «знаменателя» МПФ регулятора соответственно, могут быть представлены в виде $\mathbf{X}_k = \{x_{ij}^k\}_{i=\overline{1,2}, j=\overline{1,4}}$, $\mathbf{Y}_k = \{y_{ij}^k\}_{i=\overline{1,4}, j=\overline{1,4}}$, где x_{ij}^k, y_{ij}^k – числовые коэффициенты регулятора; i – номер строки элемента; j – номер столбца элемента; $k = 1, 2, 3$ – параметр, показывающий при каком порядке оператора полинома находится числовой коэффициент. При этом матрица параметров регулятора определяется следующим выражением $\mathfrak{R} = (\mathbf{Y}_3, \mathbf{X}_3, \mathbf{Y}_2, \mathbf{X}_2, \mathbf{Y}_1, \mathbf{X}_1, \mathbf{Y}_0, \mathbf{X}_0)^T$.

Шаг 4.4. Определим структуру характеристической матрицы системы $\mathbf{C}(s) = \sum_{i=0}^f \mathbf{C}_i s^i$, где $\mathbf{C}_i \in \mathbb{R}^{4 \times 4}$ – числовая матрица коэффициентов. Порядок полиномов в ХМЗС определяется исходя из строчных степеней полиномов из матрицы знаменателя объекта – v и столбцовой степени полиномов из матрицы знаменателя регулятора – z . В результате получим $f = v + z = 5$. Желаемая⁵ характеристическая матрицы выбрана в следующем виде $\tilde{\mathbf{C}}(s) = \text{diag}\{(s+1)^5\}$, где $\tilde{\mathbf{C}}(s) \in R[s]^{4 \times 4}$. Тогда числовые матрицы коэффициентов при соответствующих параметрах s будут равны: $\tilde{\mathbf{C}}_0 = \tilde{\mathbf{C}}_5 = \text{diag}\{1\}$, $\tilde{\mathbf{C}}_1 = \tilde{\mathbf{C}}_4 = \text{diag}\{5\}$, $\tilde{\mathbf{C}}_2 = \tilde{\mathbf{C}}_3 = \text{diag}\{10\}$. Блочная числовая матрица, составленная из числовых матриц коэффициентов, определяется выражением $\mathfrak{N} = (\tilde{\mathbf{C}}_5 \ \tilde{\mathbf{C}}_4 \ \dots \ \tilde{\mathbf{C}}_0)^T$.

Шаг 4.6. Сформируем матрицу Сильвестра. Ее размер определяется исходя из следующего выражения $\mathfrak{Z} \in R^{p(v+1+n) \times (p+m)(n+1)}$. В данном случае получим матрицу Сильвестра $\mathfrak{Z} \in R^{24 \times 24}$ с полным рангом $\text{rank}(\mathfrak{Z}) = 24$.

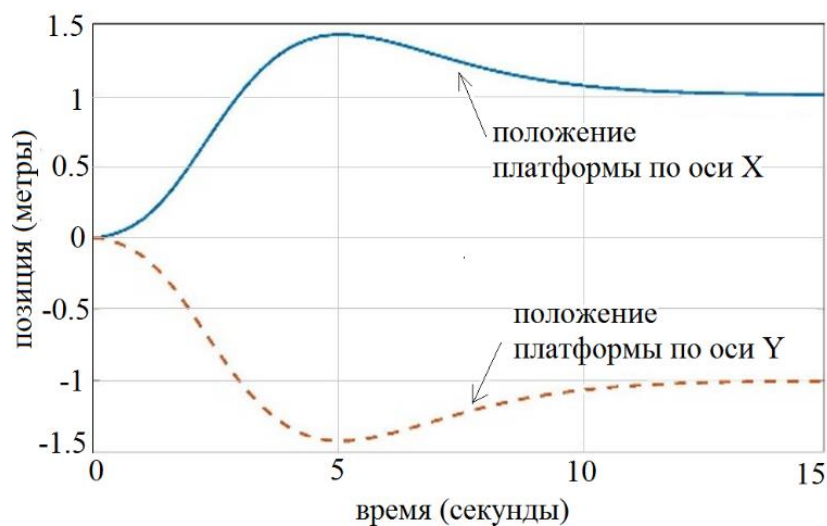
Шаг 4.7. Для получения коэффициентов регулятора $\left\{x_{ij}^k\right\}_{i=1,2, j=1,4}^{k=0,3}$, $\left\{y_{ij}^k\right\}_{i=1,4, j=1,4}^{k=0,3}$ необходимо решить систему уравнений вида $\mathfrak{R} = \mathfrak{Z}^{-1}\mathfrak{N}$.

Шаг 4.8. Коэффициенты, полученные на шаге 4.7, подставляются в соответствующие матрицы «числителя» $X_r(s)$ и «знаменателя» $Y_r(s)$ регулятора. В результате была получена МПФ регулятора

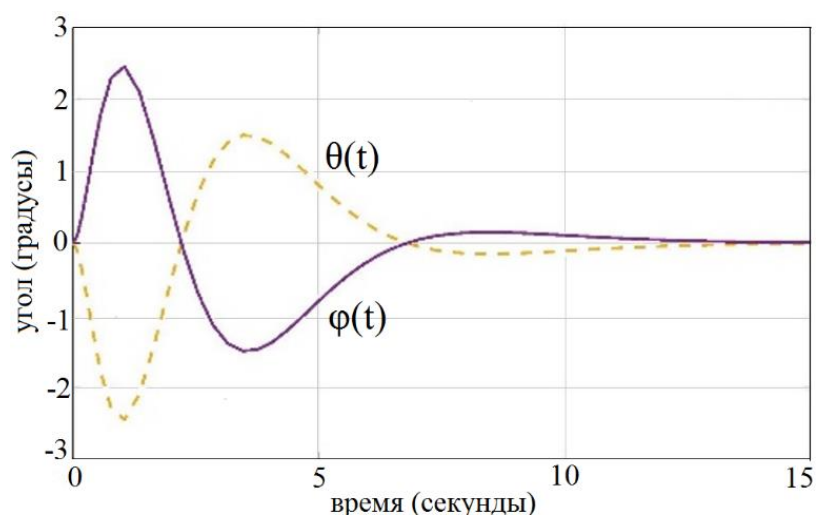
$$\mathbf{W}_r(s) = \mathbf{X}_r(s)\mathbf{Y}_r^{-1}(s) = \begin{pmatrix} -\frac{11(5s+1)}{12(s+5)} & -\frac{5s+1}{12(s+5)} & -\frac{2575s+7811}{12(s+5)} & -\frac{5s+1}{12(s+5)} \\ -\frac{5s+1}{12(s+5)} & -\frac{11(5s+1)}{12(s+5)} & -\frac{5s+1}{12(s+5)} & -\frac{2575s+7811}{12(s+5)} \end{pmatrix}. \quad (4.7)$$

Характеристическая матрица $\mathbf{C}(s) = \mathbf{D}_l(s)\mathbf{Y}_r(s) + \mathbf{N}_l(s)\mathbf{X}_r(s)$ совпадает с желаемой $\tilde{\mathbf{C}}(s)$, т. е. расчеты проведены корректно. Моделируется работа системы (рисунок 4.12), состоящей из МПФ модели объекта управления (4.6) и МПФ регулятора (4.7). Задание $\mathbf{v}(t) = (1 \ -1 \ 0 \ 0)^T$.

⁵ Выбор желаемых полюсов характеристической матрицы замкнутой системы выходит за рамки исследуемых вопросов данной работы. Выбранные полюса связаны с удобством вычисления полученной СЛАУ.



а



б

Рисунок 4.12 – Графики переходных процессов на выходе системы:

а – по перемещению центра масс платформы, б – по углам отклонения опоры

Регулятор справляется с выводом подвижного основания в заданное положение. Время переходного процесса около 10 с. Однако, имеется перерегулирование для переходных процессов, соответствующих позиции платформы и углу отклонения опоры.

В отличие от работ [80, 197] получен физически реализуемый многоканальный ПИ-регулятор, реализующий астатизм по всем выходным каналам системы. Его синтез осуществлялся с помощью полиномиального метода.

Применяется алгоритм синтеза регулятора с использованием нейросетевого аппарата для модели объекта управления, содержащей нелинейности в своей

структуре $W_{no}(s)$. Такая система может быть описана системой дифференциальных уравнений:

$$\begin{cases} (M+m)\ddot{x} + ml\ddot{\theta}\cos\theta - ml\dot{\theta}^2\sin\theta = F_x, \\ (M+m)\ddot{y} - ml\ddot{\theta}\sin\theta\sin\phi + ml\dot{\phi}\cos\theta\cos\phi - \\ - ml(\dot{\theta}^2 + \dot{\phi}^2)\cos\theta\sin\phi - 2ml\dot{\theta}\dot{\phi}\sin\theta\cos\phi = F_y, \\ ml^2\ddot{\theta} + ml\ddot{x}\cos\theta - ml\ddot{y}\sin\theta\sin\phi + ml^2\dot{\phi}^2\cos\theta\sin\theta - mgl\sin\theta\cos\phi = 0, \\ ml^2\dot{\phi}\cos^2\theta + ml\ddot{y}\cos\theta\cos\phi - 2ml^2\dot{\theta}\dot{\phi}\cos\theta\sin\theta - mgl\cos\theta\sin\phi = 0. \end{cases} \quad (4.8)$$

В качестве эталонного регулятора использован регулятор $W_r(s)$. МПФ регулятора (4.7) представляется через левое полиномиальное разложение:

$$\mathbf{X}_l(s) = \begin{pmatrix} -55s-11 & -5s-1 & -2575s-7811 & -5s-1 \\ -5s-1 & -55s-11 & -5s-1 & -2575s-7811 \end{pmatrix},$$

$$\mathbf{Y}_l(s) = \begin{pmatrix} 12s+60 & 0 \\ 0 & 12s+60 \end{pmatrix}.$$

Матрицы коэффициентов полиномов числителя и знаменателя МПФ регулятора принимают следующие значения:

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

$$\mathbf{Y}_0 = \begin{pmatrix} 60 & 0 \\ 0 & 60 \end{pmatrix}, \quad \mathbf{Y}_1 = \begin{pmatrix} 12 & 0 \\ 0 & 12 \end{pmatrix}.$$

Структурная блочная схема регулятора (4.7), выраженная через числовые матрицы, составленные из коэффициентов полиномов МПФ, показана на рисунке 4.13.

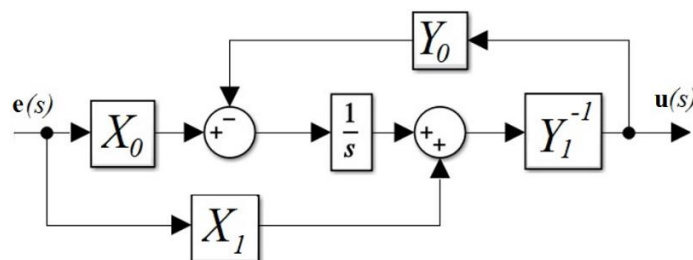


Рисунок 4.13 – Структурная блочная схема регулятора

Синтез нейросетевого регулятора

Шаги 1, 2. Дискретный вид регулятора представляется в виде структурной схемы и показан на рисунке 4.14. В качестве шага дискретизации было взято значение $\Delta t = 0.1$ с.

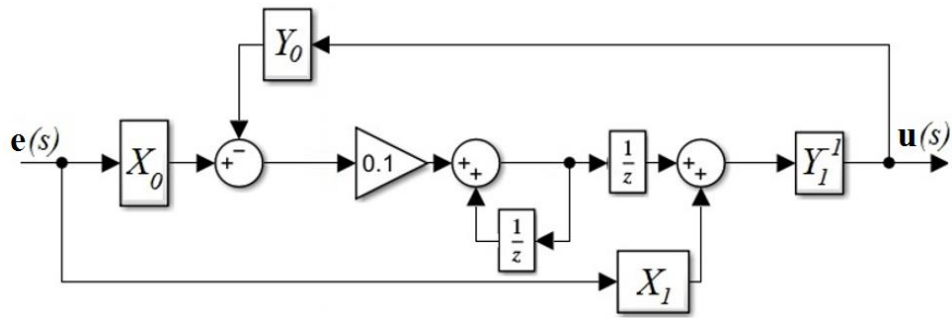


Рисунок 4.14 – Структурная схема дискретного регулятора DR

Шаг 3. Приведем структурную схему регулятора к виду без обратных связей и получим регулятор TDR (*transformed discrete regulator*). По числу обратных связей добавляются два выходных **out2**, **out3** и два входных канала **input2**, **input3**. В результате получена структурная схема, представленная на рисунке 4.15.

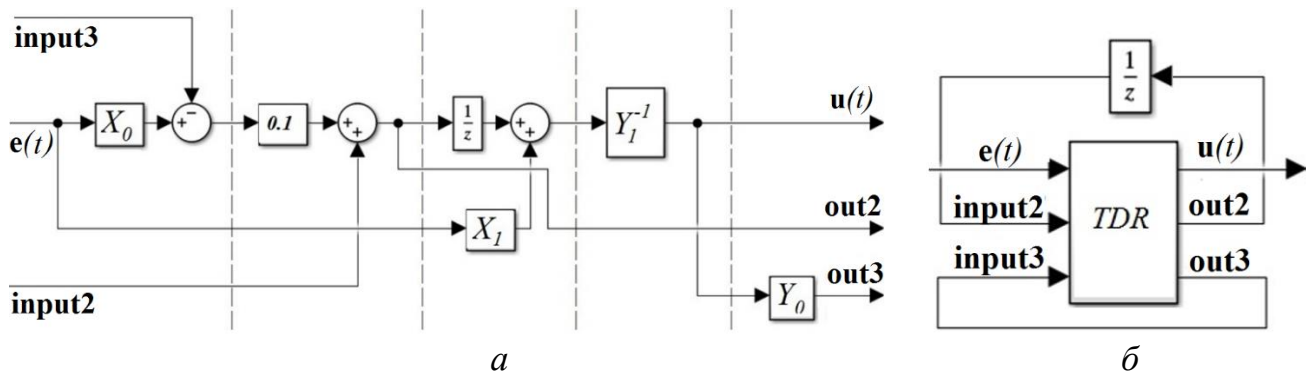


Рисунок 4.15 – Структурный вид

для преобразованного дискретного регулятора TDR – а,

для части системы с обратными связями, вынесенными за пределы преобразуемого дискретного регулятора – б

На рисунке 4.15 пунктирной линией обозначено условное разделение структурного вида регулятора на слои при переходе к нейросетевому виду.

Шаг 4. Регулятор TDR преобразуется к нейросетевому виду NN согласно правилам, описанным в главе 2. На рисунке 4.16 показан структурный вид полученного нейросетевого регулятора.

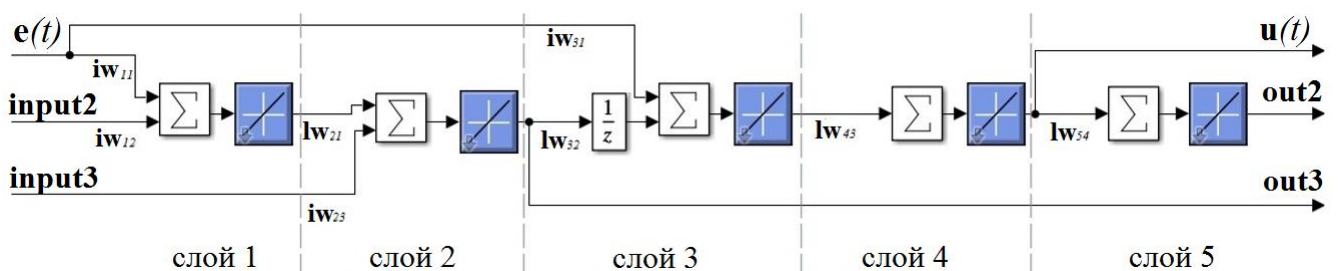


Рисунок 4.16 – Нейросетевой регулятор NN

Работа нейросетевого регулятора **NN** полностью повторяет работу дискретного регулятора **DR** и преобразованного дискретного регулятора **TDR**. Весовые коэффициенты нейросетевого регулятора **NN** могут быть описаны матрицами входящих весовых коэффициентов **IW** и матрицей весовых коэффициентов **LW**:

$$\mathbf{IW} = \begin{pmatrix} \mathbf{iw}_{11} & \mathbf{iw}_{12} & 0 \\ 0 & 0 & \mathbf{iw}_{23} \\ \mathbf{iw}_{31} & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 \end{pmatrix}, \quad \mathbf{LW} = \begin{pmatrix} 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ \mathbf{lw}_{21} & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & \mathbf{lw}_{32} & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & \mathbf{lw}_{43} & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & \mathbf{lw}_{54} & 0 \end{pmatrix},$$

где $\mathbf{iw}_{11} = \begin{pmatrix} -11 & -1 & -7811 & -1 \\ -1 & -11 & -1 & -7811 \end{pmatrix}$, $\mathbf{iw}_{12} = \begin{pmatrix} -1 & 0 \\ 0 & -1 \end{pmatrix}$, $\mathbf{iw}_{23} = \begin{pmatrix} 1 & 0 \\ 0 & 1 \end{pmatrix}$,

$$\mathbf{iw}_{31} = \begin{pmatrix} -55 & -5 & -2575 & -5 \\ -5 & -55 & -5 & -2575 \end{pmatrix}, \quad \mathbf{iw}_{21} = \begin{pmatrix} 0.1 & 0 \\ 0 & 0.1 \end{pmatrix}, \quad \mathbf{iw}_{32} = \begin{pmatrix} 1 & 0 \\ 0 & 1 \end{pmatrix},$$

$$\mathbf{iw}_{43} = \begin{pmatrix} 0.0833 & 0 \\ 0 & 0.0833 \end{pmatrix}, \quad \mathbf{iw}_{54} = \begin{pmatrix} 60 & 0 \\ 0 & 60 \end{pmatrix}. \text{ Номер столбца матрицы } \mathbf{IW} \quad k = \overline{1,3}$$

соответствует номеру входного канала; номер строки матрицы **IW** $m = \overline{1,5}$ соответствует номеру слоя нейронной сети. У матрицы **LW** номер строки $m = \overline{1,5}$ соответствует номеру слоя, к которому подходит связь; номер столбца $k = \overline{1,5}$ соответствует номеру слоя, из которого выходит связь.

Шаг 5. Для расширения возможностей по управлению объектом, представленным моделью, содержащей нелинейности (4.8), необходимо усложнение архитектуры нейросетевого регулятора **NN**. В первых трех слоях устанавливается функция активации \tanh . В результате получен модифицированный нейросетевой регулятор **NN*** (рисунок 4.17):

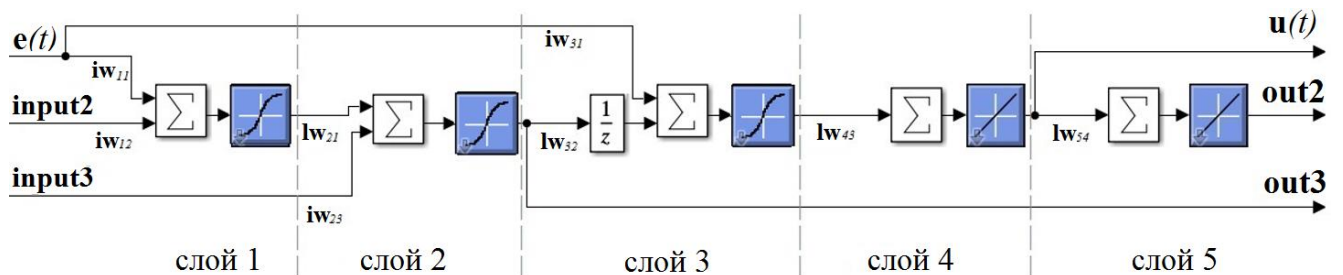


Рисунок 4.17 – Преобразованный нейросетевой регулятор **NN***

Шаг 6. В случае использования САУ $F(\mathbf{W}_{no}(s), \mathbf{NN}^*, \mathbf{v})$ для задания $\mathbf{v} = (-0.001 \ 0.001 \ 0 \ 0)$ переходные процессы на выходе системы остаются устойчивыми.

Шаг 7. Обучение преобразованного нейросетевого регулятора \mathbf{NN}^* осуществляется согласно рекомендациям, приведенным в главе 2. В качестве выборки данных $DS = \{\mathbf{input}(i) \ \mathbf{target}(i)\}_{i=0}^n$ использованы значения на входе (входной вектор $\mathbf{input}(i) = (\mathbf{e}(i) \ \mathbf{input2}(i) \ \mathbf{input3}(i))^T$) и выходе (целевой вектор $\mathbf{target}(i) = (\mathbf{u}(i) \ \mathbf{out2}(i) \ \mathbf{out3}(i))^T$) преобразованного дискретного регулятора $\mathbf{W}_r^*(z)$ для САУ вида $F(\mathbf{W}_o(s), \mathbf{W}_r^*(z), \mathbf{v})$, где $\mathbf{e}(i) \in R^{4 \times 1}$, $\mathbf{input2}(i), \mathbf{input3}(i), \mathbf{out2}(i), \mathbf{out3}(i) \in R^{4 \times 1}$. Величина выборки состоит из $n = 201$ пар значений входных и целевых векторов регулятора $\mathbf{W}_r^*(z)$ для задания \mathbf{v} .

Процедура обучения состоит в предъявлении для обучения нейросетевому регулятору \mathbf{NN}^* последовательно нескольких учебных выборок (в данном примере было сформировано 28 учебных выборок), сформированных реакцией системы на постепенное расширение диапазона возможных значений задания: $\mathbf{v1} = (-0.001 \ 0.001 \ 0 \ 0)^T$, $\mathbf{v2} = (-0.002 \ 0.002 \ 0 \ 0)^T$, $\mathbf{v3} = (-0.004 \ 0.004 \ 0 \ 0)^T$, ..., $\mathbf{v14} = (-8.192 \ 8.192 \ 0 \ 0)^T$, $\mathbf{v15} = (0.001 \ -0.001 \ 0 \ 0)^T$, ..., $\mathbf{v28} = (8.192 \ -8.192 \ 0 \ 0)^T$, таким образом, нейросетевой регулятор \mathbf{NN}^* с нелинейностями постепенно обучается управлению объектом на основе МПФ с нелинейностями $\mathbf{W}_{no}(s)$ на всё бóльшем диапазоне возможных перемещений платформы.

Всего для всех представленных обучающих выборок (в данном примере их было 22) процесс обучения занял около 22 500 эпох. Для примера процесса тренировки на одной из выборок на рисунке 4.18 приведен процесс обучения нейросетевого регулятора \mathbf{NN}^* для выборки, сформированной по реакции эталонного регулятора $\mathbf{W}_r^*(s)$ на задание $\mathbf{v14} = (-8.192 \ 8.192 \ 0 \ 0)^T$. Далее данная выборка разделяется на три подвыборки: учебная, тестовая и валидационная. Обучение велось на учебной выборке. Валидационная и тестовые выборки необходимы для контроля переобученности нейронной сети. Обучение прекратилось на 89 эпохе, так как

дальнейшее изменение параметров нейрорегулятора приводило к ухудшению показателя MSE для тестовой выборки.

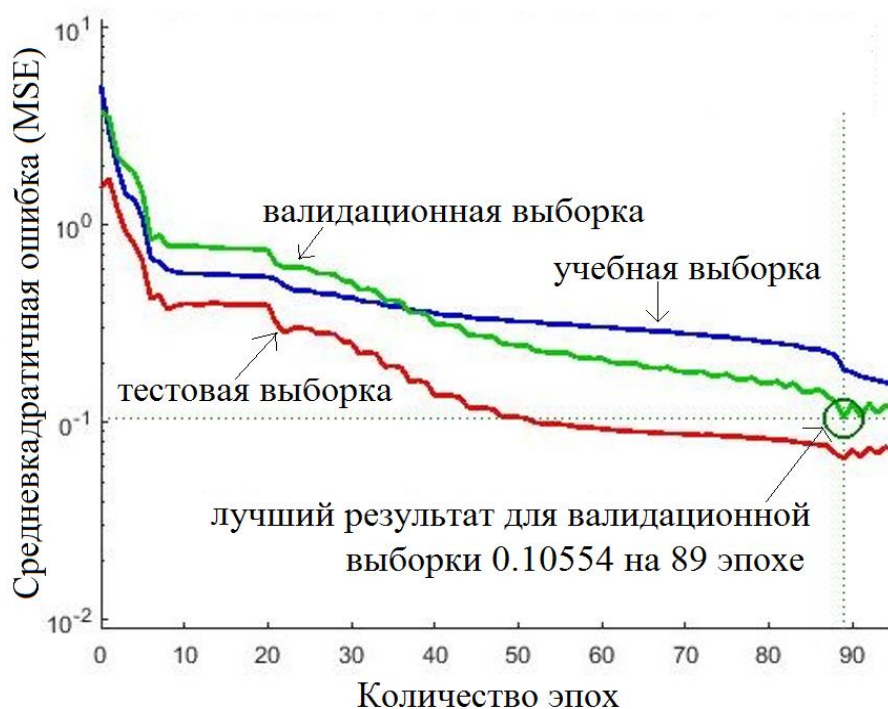


Рисунок 4.18 – Процесс обучения регулятора TNR

Шаг 8. Обученный нейросетевой регулятор NN* применяется в составе САУ $F(\mathbf{W}_{no}(s), \mathbf{NN}^*, \mathbf{v})$. Чтобы выяснить каким образом введение нейросетевых регуляторов повлияло на качество переходных процессов на рисунке 4.19 покажем выходы для САУ, использующей нейрорегулятор $F(\mathbf{W}_{no}(s), \mathbf{NN}^*, \mathbf{v})$ – пунктирная линия, а также для САУ, использующей регулятор, полученный полиномиальным методом $F(\mathbf{W}_{no}(s), \mathbf{W}_r^*(s), \mathbf{v})$ – сплошная линия. Представленные графики отображают значения выходов системы по положению платформы и углу опоры. В случае использования нейрорегуляторов уменьшается перерегулирование выходных величин системы по сравнению с выходными величинами в случае использования регуляторов, полученных полиномиальным методом. Кроме этого, также увеличивается диапазон возможностей по перемещению подвижного основания со значений $v_1, v_2 \in [-9; 9]$ при использовании регулятора TDR до значений $v_1, v_2 \in [-12; 12]$ для случая использования регулятора NN*. **Конец примера.**

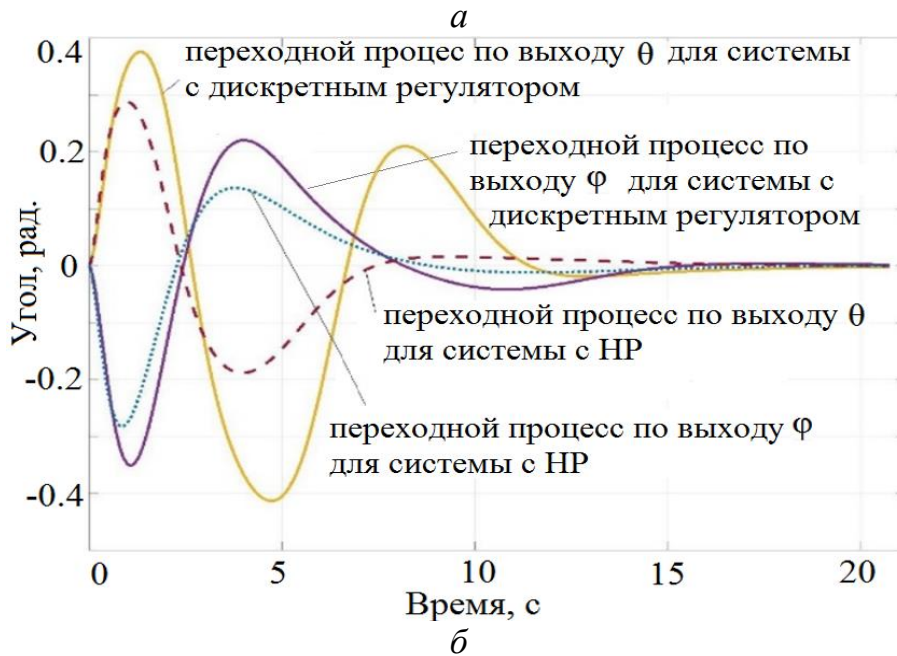
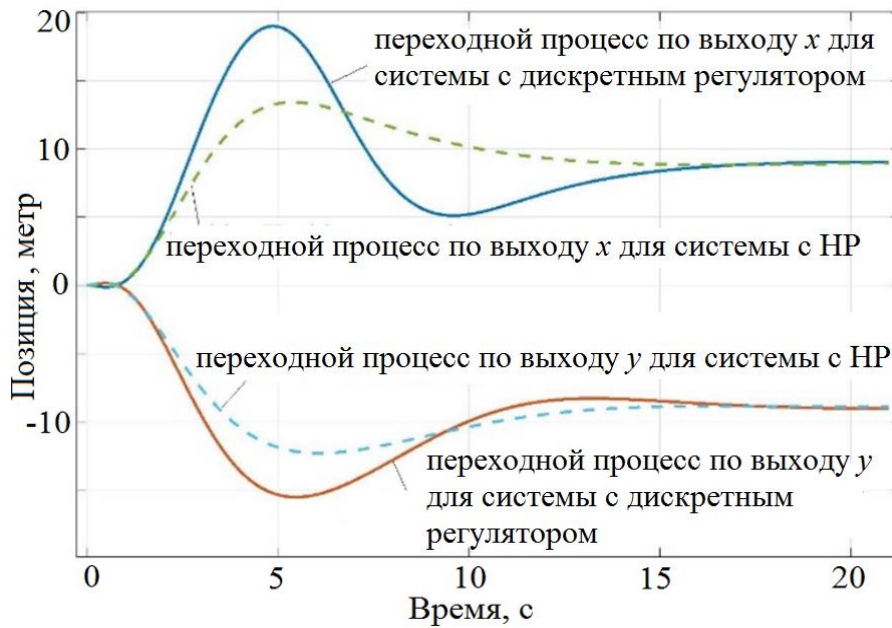


Рисунок 4.19 – Графики переходных процессов системы:

a – для положения платформы, b – для углов отклонения опоры от вертикали

Рассмотрена двухстепенная система подвижного основания с одним независимым элементом на опорной стойке. В качестве описания данной системы принято описание системы обезвешивания. Ее особенностью можно считать возможность перемещения платформы и опорной стойки с двумя степенями свободы (в двух плоскостях). Продемонстрирован пример модального синтеза многоканального регулятора для линеаризованной модели объекта. На основании полученного модального регулятора приведена нейросетевая реализация модального метода синтеза регулятора, позволившая учесть в регуляторе нелинейности, что, в свою очередь, улучшило

показатели качества переходных процессов системы по сравнению с показателями качества при использовании исходного модального регулятора.

4.3 Настройка нейрорегулятора методом обратного прохождение ошибки через нейроэмулятор

В главе 3 предложен алгоритм синтеза нейрорегулятора. Одно из ограничений, которое накладывается при использовании данного подхода связано с необходимостью наличия рассчитанной для линеаризованного варианта модели объекта управления САУ. В этом случае указанный алгоритм применяется для улучшения качественных характеристик переходных процессов системы [25, 28, 107]. Однако, при обучении нейрорегулятора согласно предложенному алгоритму становится актуальным вопрос формирования обучающей выборки для некоторых режимов работы объекта, описываемого нелинейной моделью.

В работе [28] регулятор, полученный полиномиальным методом, справляется с задачей управления объектом, представленным линеаризованной моделью. Использование данного регулятора для объекта, описываемого нелинейной моделью, позволяет управлять системой при перемещении подвижного основания только в пределах перемещения на три метра. При этом обучение нейросетевого регулятора происходит по схеме подражающего нейроуправления (*controller modeling scheme*) [42, 187] на выборке, сформированной по работе САУ с полиномиальным регулятором и линеаризованной моделью объекта. В данном случае становится открытым вопрос повышения показателей качества САУ, содержащей нейрорегулятор и нелинейную модель объекта.

В этом случае предлагается применить схему нейроуправления с использованием нейроэмулятора и нейрорегулятора (*emulator and neuro-control scheme*) [42, 137, 165, 186]. Смысл данного подхода состоит в применении двух нейронных сетей. Одна из них – нейрорегулятор (выполняет функцию управления объектом) и вторая – нейроэмулятор (выполняет функцию имитации поведения модели объекта управления). В этом разделе продемонстрирован процесс получения архитектуры и инициализации весовых коэффициентов нейроэмулятора. В результате удастся сымитировать поведение объекта на требуемом диапазоне параметров модели объекта. С помощью сформированного нейроэмулятора происходит настройка нейрорегулятора, полученного в разделе 3.4. Затем полученный нейрорегулятор применяется в САУ с нелинейной моделью объекта.

Пример 4.3. Рассмотрим систему «инверсный маятник на подвижном основании», нелинейная модель которого описывается уравнениями (3.1), а структурная схема представлена на рисунке 3.13. Данная модель объекта содержит нелинейные блоки в своем составе: блок операции умножения, блоки тригонометрических функций \sin , \cos . Необходимо построить нейроэмулятор данной модели объекта для диапазона перемещения подвижного основания на один метр. В дальнейшем полученное поведение регулятора для перемещения объекта на один метр можно перенести и на большие расстояния с помощью процедуры нормирования данных [25].

Для определения структуры нейронной сети согласно предложенного метода выбора архитектуры нейронной сети (таблица 4.1) необходимо получить дискретное представление модели объекта. В данном примере дискретизация проводилась методом удержания нулевого порядка. Шаг дискретизации выбирался таким, чтобы значения на графиках переходных процессов дискретной и непрерывной моделей отличались не более чем на 10 %. Этому условию соответствовало значение шага дискретизации равное 0.01 с. Таким образом в структурной схеме дискретной модели объекта интеграторы заменялись на блоки $0.01/(z-1)$. Эти блоки соответствуют нейронной сети с архитектурой, представленной на рисунке 4.20.

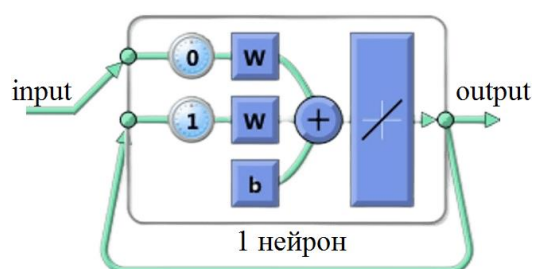


Рисунок 4.20 – Нейронная сеть, имитирующая блок интегратора в дискретном виде

На данном рисунке через *input*, *output* обозначены входной и выходной каналы нейронной сети, через w – блоки весовых коэффициентов, через b – блок смещений. Представленная нейронная сеть состоит из одного слоя с одним нейроном. Также имеется обратная связь с задержкой на входе на один такт. Функция активации нейронной сети – линейная.

Блоки с нелинейными функциями (операция умножения, тригонометрические функции \sin и \cos), находящиеся в структуре нелинейной модели объекта, представленной на рисунке 3.13, заменены на нейронные сети с архитектурой, представленной на рисунке 4.21.

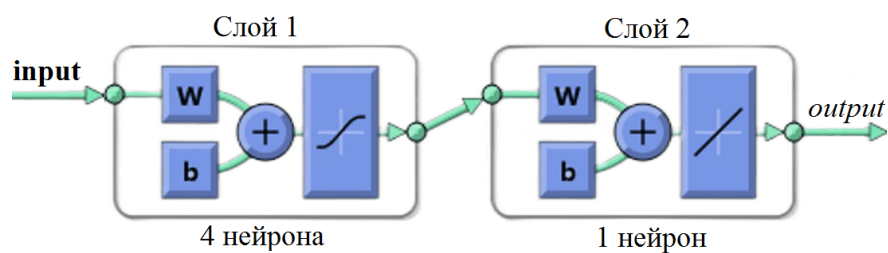
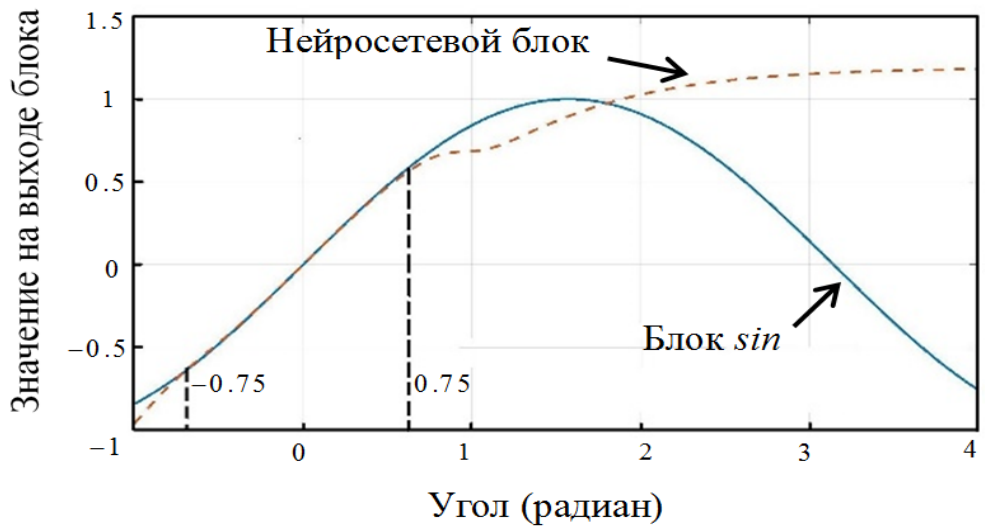


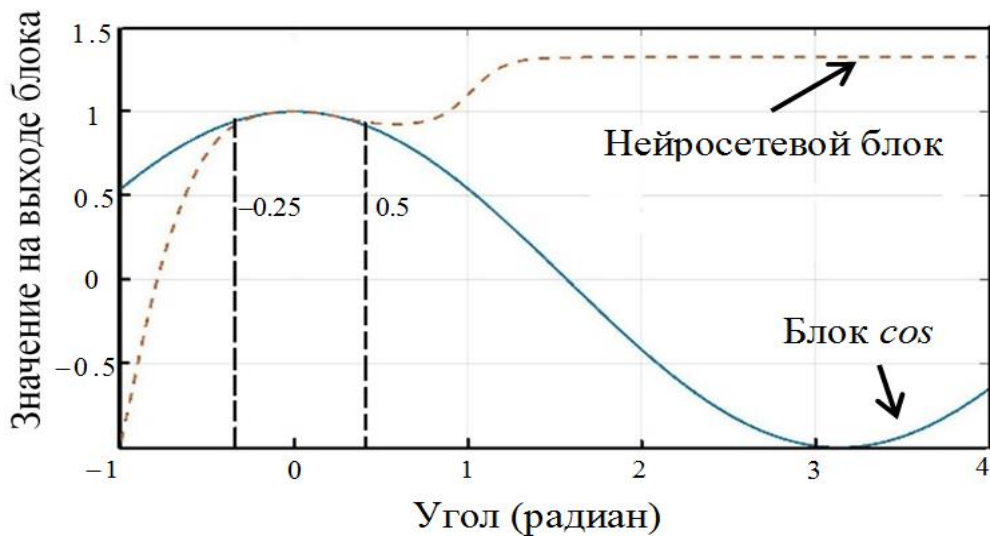
Рисунок 4.21 – Нейронная сеть, имитирующая нелинейные блоки модели объекта

Данная архитектура представлена двумя слоями (четыре нейрона в первом слое с функцией активации \tanh и один нейрон во втором слое с функцией активации purelin). Выбор данной архитектуры обусловлен теоремой Колмогорова – Арнольда о возможности представления любой непрерывной многомерной функции через суперпозицию нескольких непрерывных функций одной переменной [53]. Применительно к нейронным сетям это означает, что для аппроксимации сколь угодно сложной непрерывной функции достаточно нейронной сети с одним скрытым слоем. Вопрос выбора количества нейронов в скрытом слое решался постепенным их наращиванием до такого числа, при котором аппроксимация на заданном диапазоне нелинейного блока обученной нейронной сетью достигает приемлемого уровня. В качестве схемы обучения использовалось «обучение с учителем» [42, 151, 182, 186]. Эталонная выборка формировалась из данных, полученных на входе и выходе соответствующего блока нелинейности в структурной схеме (рисунок 3.13).

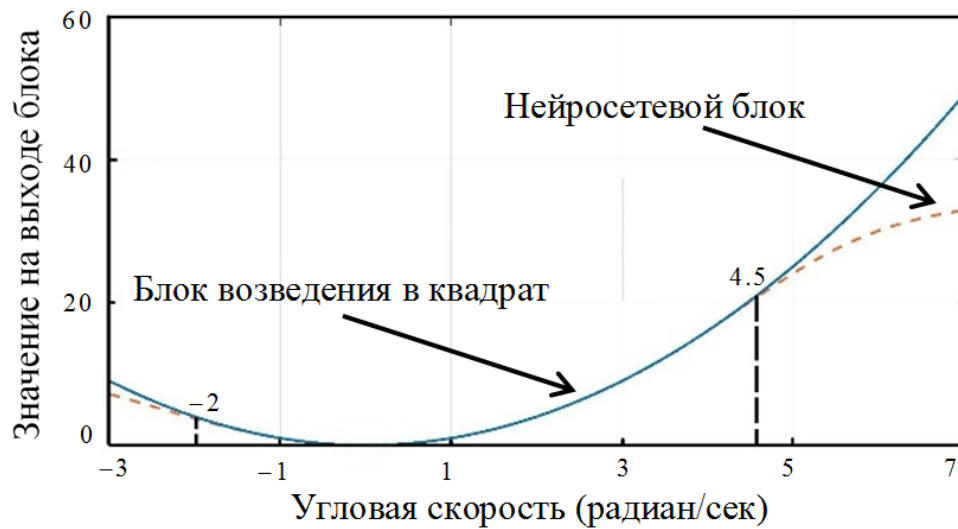
На рисунке 4.22 показан результат аппроксимации нейронной сетью для выходных значений различных нелинейных блоков (тригонометрические функции $\sin(x)$, $\cos(x)$, а также функция возведения в квадрат $y = x^2$). Эти нелинейные блоки взяты из структурной схемы, показанной на рисунке 3.13. При этом нейронная сеть аппроксимирует работу нелинейных блоков лишь на ограниченном участке данных. То есть в результате нейроэмулятор, собранный с использованием нейронных блоков (рисунок 4.21), будет имитировать поведение объекта, представленного нелинейной системой дифференциальных уравнений (3.1), лишь на ограниченном участке значений параметров. Для повышения качества имитации поведения объекта необходимо усложнение структурных схем нейросетевых блоков. Повышать качество имитации необходимо до тех пор, пока не будет обеспечено имитация поведения объекта в заданных пределах изменений параметров объекта. В данном примере указанной точности оказалось достаточно для формирования обучающей выборки.



а



б



в

Рисунок 4.22 – Графики выходов нейросетевых блоков и блоков, реализующих функции: а – \sin , б – \cos , в – возведение в квадрат

Для получения нейросетевого эмулятора проведем указанные выше замены элементов, представленных на структурной схеме (рисунок 3.13) и получим нейронную сеть, представленную на рисунке 4.23.

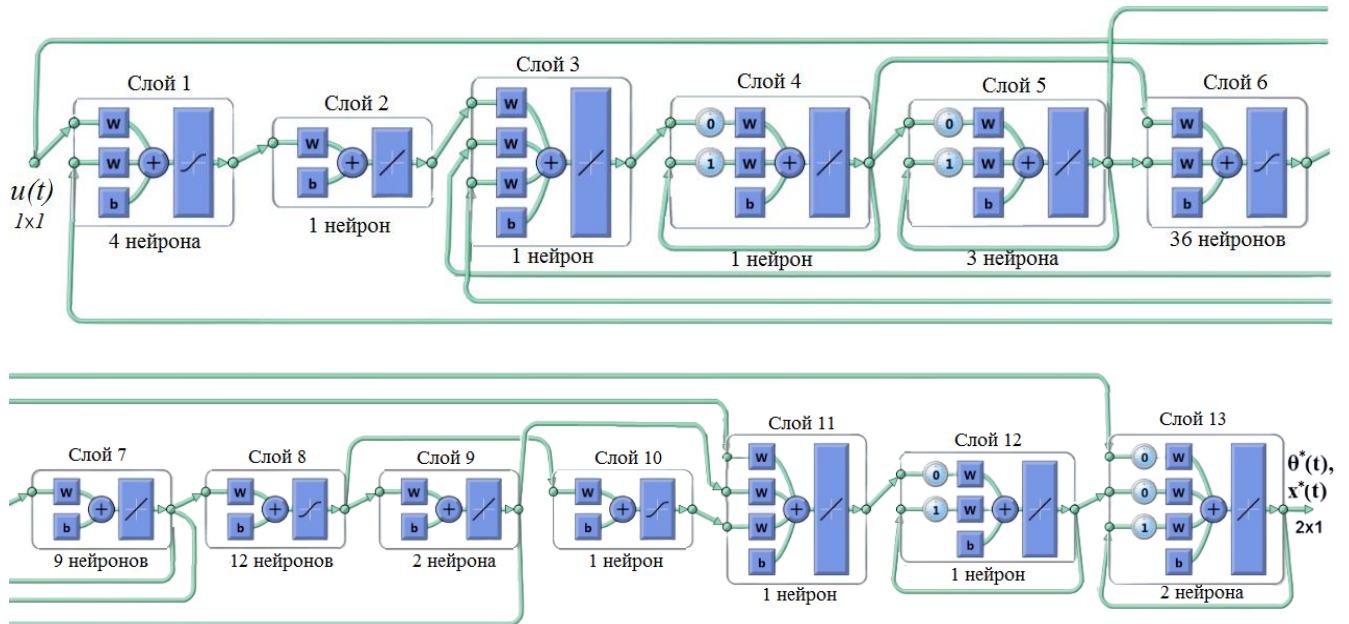


Рисунок 4.23 – Нейросетевой эмулятор нелинейной модели объекта «инверсный маятник на подвижном основании»

На данном рисунке через $\theta^*(t)$, $x^*(t)$ обозначены выходы нейроэмулятора, соответствующие имитации угла инверсного маятника $\theta(t)$ и положения подвижного основания $x(t)$ соответственно. На вход нейроэмулятора поступает управляющее воздействие $u(t)$. Нейронная сеть содержит 13 слоев с числом нейронов по слоям: 4–1–1–1–1–36–9–12–2–1–1–1–1. При этом для первого, шестого, восьмого и девятого слоев используется функция активации типа гиперболический тангенс. В других слоях используется линейная функция активации. Данная нейронная сеть принадлежит к рекуррентным сетям, т.к. в ней имеются обратные связи.

Чтобы оценить качество имитации объекта с помощью нейроэмулятора продемонстрируем их реакцию в ответ на поступающую на вход производную дельта-функции (рисунок 4.24):

$$\dot{\delta}(t) \approx \begin{cases} 0, & t \in (-\infty; 0] \\ 10, & t \in [0; 0.1] \\ -10, & t \in (0.1; 0.2] \\ 0, & t \in (0.2; \infty) \end{cases} \quad (4.9)$$

В этом случае объект и нейромодулятор быстро выходит из состояния равновесия.

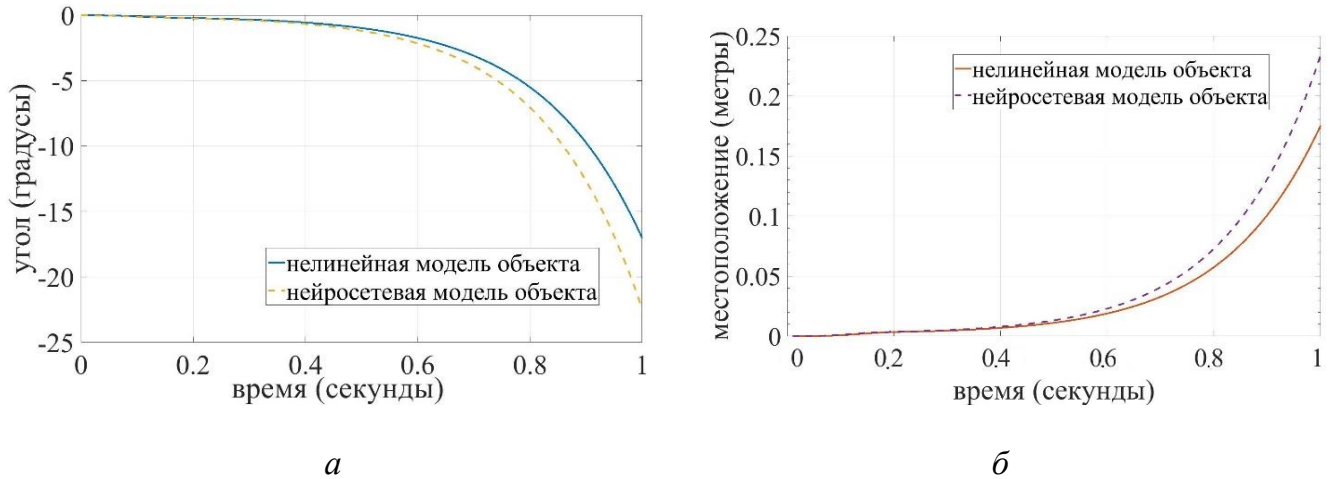


Рисунок 4.24 – Переходные процессы для моделей объекта и нейромодулятора при воздействии $\dot{\delta}(t)$: *a* – для выхода $\theta(t)$, *б* – для выхода $x(t)$

При воздействии на объект и нейромодулятор с помощью $-\dot{\delta}(t)$ функции получим переходные процессы, представленные на рисунке 4.25.

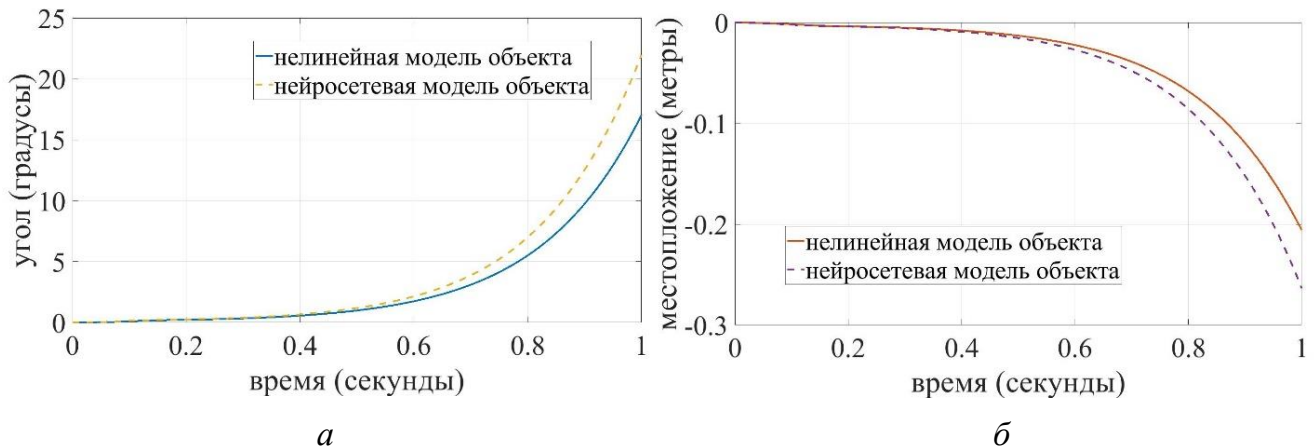


Рисунок 4.25 – Переходные процессы для моделей объекта и нейромодулятора при отрицательной производной от дельта функции для выхода $\theta(t)$ – *a*, для выхода $x(t)$ – *б*

Как и предполагалось ранее, нейромодулятор справляется с имитацией поведения объекта лишь на ограниченном промежутке состояний объекта. При этом имитация угла инверсного маятника хуже по сравнению с имитацией положения центра масс подвижного основания. Это может быть связано с тем, что скорость падения маятника выше скорости перемещения подвижного основания.

Таким образом было выдвинуто предположение о том, что при уменьшении угловой скорости инверсного маятника будет повышаться «качество» имитации объекта нейроэмулятором. Для понижения угловой скорости инверсного маятника проверим качество имитации при работе объекта / нейроэмулятора в составе САУ (рисунок 4.26).

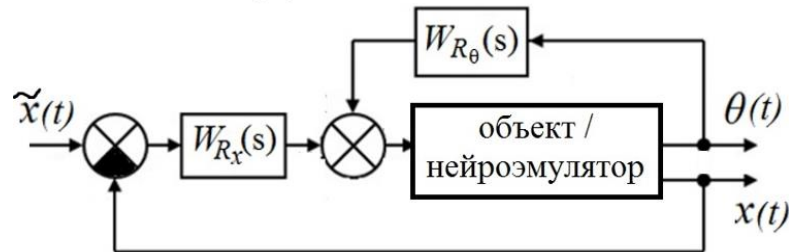


Рисунок 4.26 – САУ с объектом / нейроэмулятором

На данном рисунке через $\tilde{x}(t)$ обозначено задание на перемещение подвижной платформы; через $W_{R_\theta}(s) = (506.6s^2 + 5303.8s + 9774.7) / (0.01s^2 + s)$ обозначен регулятор, отвечающий за стабилизацию инверсного маятника в вертикальном положении; через $W_{R_x}(s) = (-70.5s^2 - 988.6s - 378.8) / (0.01s^2 + s)$ обозначен регулятор, отвечающий за вывод подвижной платформы к требуемому значению. Данные регуляторы получены полиномиальным методом в работе [28].

В системе, представленной на рисунке 4.26, необходимо вывести подвижное основание в положение, определенное заданием $x(t) = \tilde{x}(t)$, и одновременно, необходимо выполнить стабилизацию инверсного маятника в вертикальном положении $\theta(t) = 0$. В качестве заданий на перемещение центра масс подвижного основания были определены несколько случайных значений, выбранные по равномерному закону распределения. При этом значения заданий находились в пределах $\tilde{x}(t) \in [-1; 1]$. Переходные процессы САУ для выходов $x(t)$, $x^*(t)$ продемонстрированы на рисунке 4.27, а для выходов $\theta(t)$, $\theta^*(t)$ на рисунке 4.28.

Переходные процессы для САУ с нелинейной моделью объекта и для САУ с нейроэмулятором достаточно близки, т. е. нейроэмулятор справляется с имитацией объекта в случае, когда на САУ подается задание на перемещение подвижного основания в пределах одного метра.

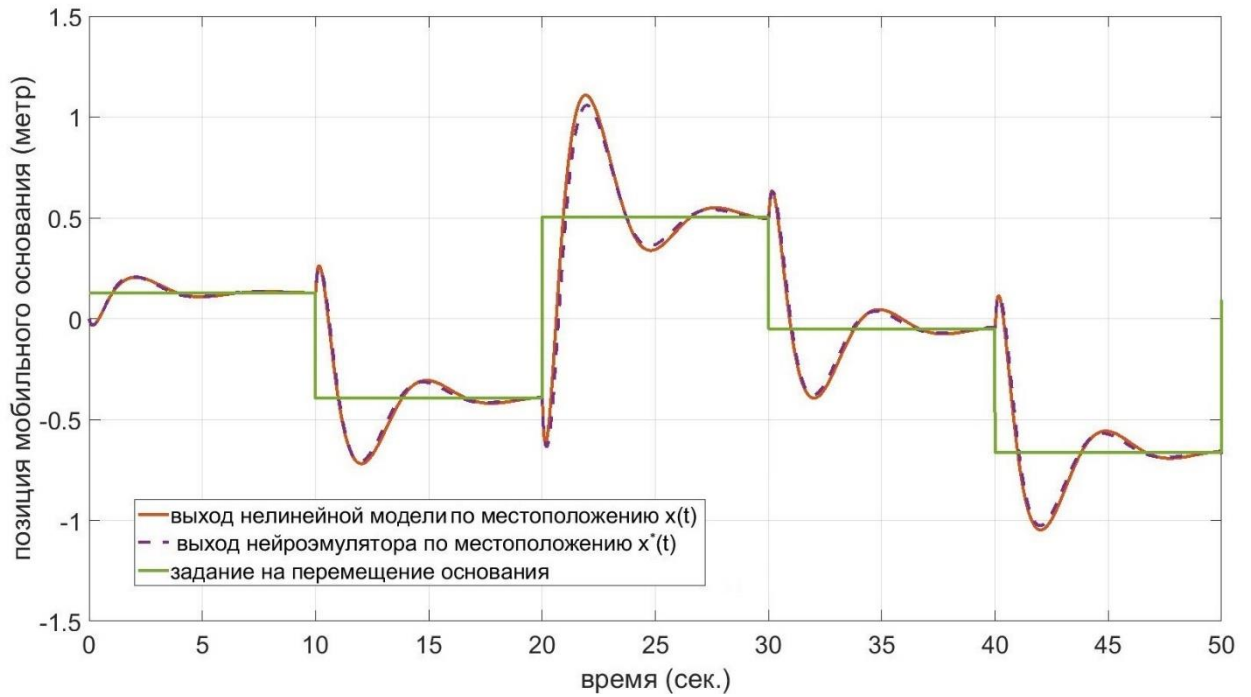


Рисунок 4.27 – Переходные процессы систем с нелинейной моделью объекта и с нейроэмулятором для выходов по местоположению подвижного основания

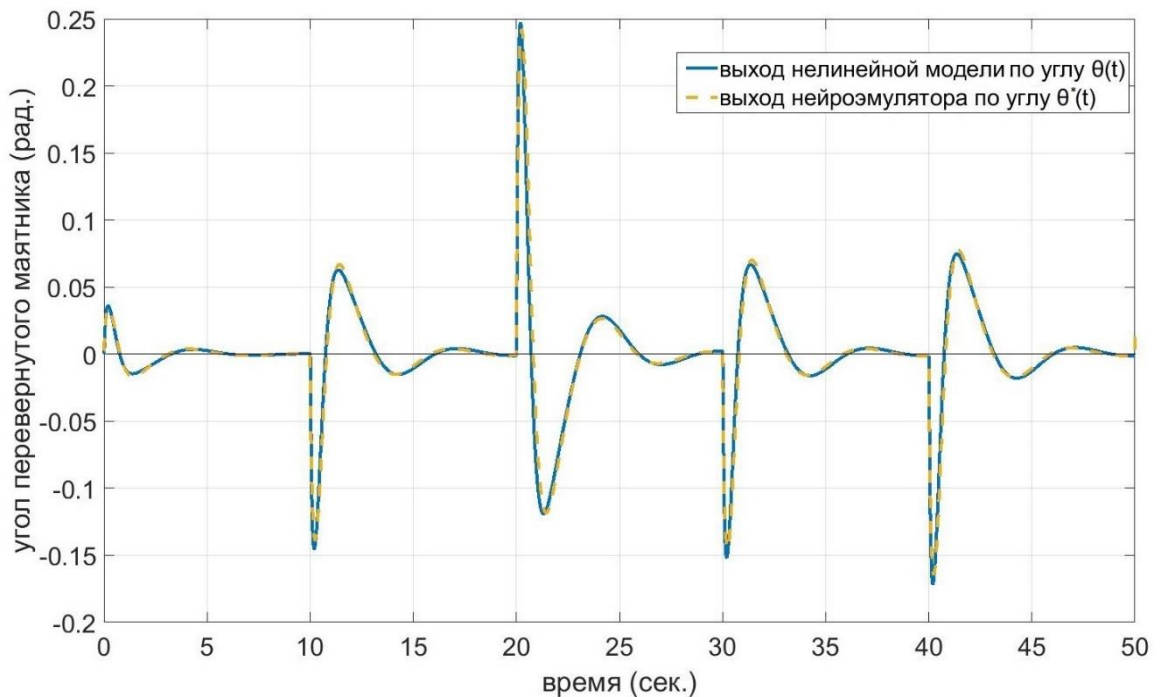


Рисунок 4.28 – Переходные процессы систем с нелинейной моделью объекта и с нейроэмулятором для выходов по углу инверсного маятника

Таким образом, полученный нейроэмулятор (рисунок 4.23) может быть использован для обучения нейрорегулятора. Соединим нейрорегулятор, полученный

в разделе 3.4 (рисунок 3.23), и нейроэмулятор (рисунок 4.23) в общую нейронную сеть. Получим САУ, представленную на рисунке 4.29.

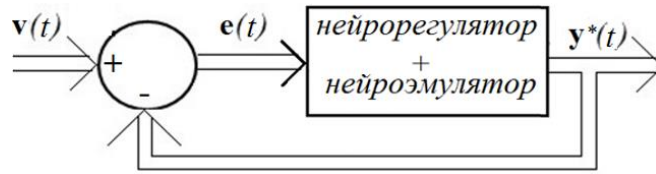


Рисунок 4.29 – САУ с обобщенной нейронной сетью для регулятора и объекта

Здесь $y^*(t) = (\theta^*(t) \ x^*(t))^T$ – вектор выхода нейроэмулятора, состоящий из значений, имитирующих значения угла инверсного маятника – $\theta^*(t)$, имитирующий положение подвижного основания – $x^*(t)$.

Нейронная сеть, состоящая из нейроэмулятора и нейрорегулятора, содержит 17 слоев (четыре первых слоя – слои нейрорегулятора, затем тринадцать слоев нейроэмулятора). Зафиксируем весовые коэффициенты и значения смещений нейроэмулятора. То есть в процессе обучения и адаптации эти значения изменяться не будут. Таким образом, данная нейронная сеть содержит 13 настраиваемых весовых коэффициентов. Они соответствуют первым четырем слоям.

Для формирования обучающей выборки используется блок интегратора и пропорциональное звено (рисунок 4.30).

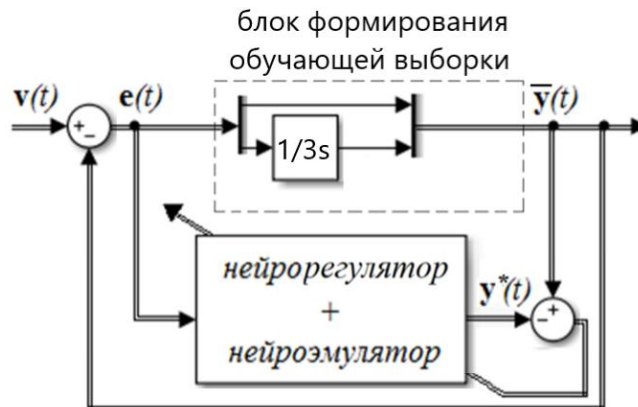


Рисунок 4.30 – Процесс формирования учебной выборки и обратного пропуск ошибки через нейронную сеть регулятора и объекта

В качестве входных значений выбраны значения $e(t)$, а соответствующие им значения $\bar{y}(t)$ являются целевыми. Значения на входе и выходе формировались с шагом, совпадающим с шагом дискретизации нейрорегулятора и нейроэмулятора ($\Delta t = 0.01$ с). Время формирования обучающей выборки совпадает с временем

переходного процесса для канала, содержащего интегратор, и составляет 15 с. Значит, для обучения использовано 1500 пар входных и целевых значений. В качестве учебной выборки выбраны пары $\{e(t_i) \quad \bar{y}(t_i)\}$, где $t = 0.01, 0.02, \dots, 15$.

Для обучения сформировано пять обучающих выборок, соответствующих реакции системы (рисунок 4.30) на задания: $v(t) = (0 \quad 0.1)^T$, $v(t) = (0 \quad 0.5)^T$, $v(t) = (0 \quad 1)^T$, $v(t) = (0 \quad 5)^T$, $v(t) = (0 \quad 20)^T$. Одна из таких выборок (соответствует заданию $v(t) = (0 \quad 1)^T$) показана в виде графиков на рисунке 4.31.

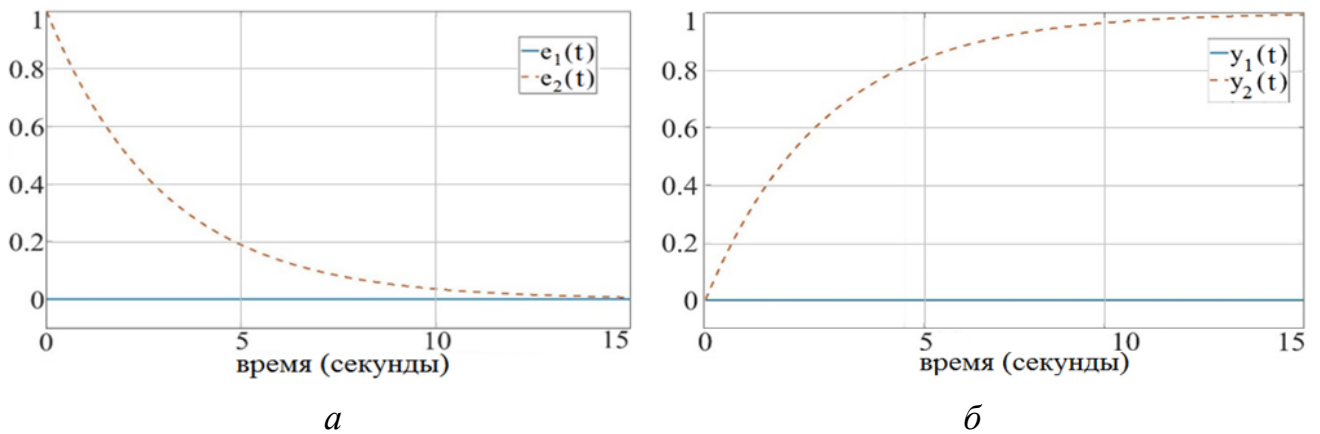


Рисунок 4.31 – Графики значений: *a* – входных, *б* – выходных данных, входящих в учебную выборку

Здесь $e_1(t_i) = v_1(t_i) - \bar{y}_1(t_i) = \tilde{\theta}(t_i) - y_1(t_i)$, $e_2(t_i) = v_2(t_i) - \bar{y}_2(t_i) = \tilde{x}(t_i) - y_2(t_i)$, $v(t_i) = (v_1(t_i) \quad v_2(t_i))^T$, $\bar{y}(t_i) = (\bar{y}_1(t_i) \quad \bar{y}_2(t_i))^T$. Для обучения полученной нейронной сети использовался подход, описанный в алгоритме. Данные выборки предъявлялись для обучения последовательно (т. е. переходили к следующей выборке только после того, как нейронная сеть обучилась на текущей выборке). Обучение проводилось с методом и настройками, описанными в разделе 2.4. В качестве целевой функции выступало среднеквадратичное отклонение, вычисляемое в блоке сумматора, стоящем на выходе нейронной сети и блока формирования обучающей выборки. Далее с помощью механизма обратного распространения ошибки корректируются весовые коэффициенты нейронной сети, которые не были зафиксированы, т. е. соответствующие нейрорегулятору. Таким образом, для обучения нейрорегулятора потребовалось около 9000 эпох (общее количество для всех пяти обучающих выборок).

Из общей нейросети выделим нейрорегулятор (соответствует первым четырем слоям нейронной сети). Указанный нейрорегулятор применим для управления нейрорегулятором (рисунок 4.23) и нелинейной моделью объекта (рисунок 3.13). На

вход системы подадим $\mathbf{v}(t) = (0; \tilde{x}(t))^T$, где $\tilde{x}(t) \in [0; 20]$ – случайное значение с равномерным законом распределения. Каждые 30 секунд значение $\tilde{x}(t)$ изменяется на новое. В результате получены переходные процессы системы (рисунок 4.32).

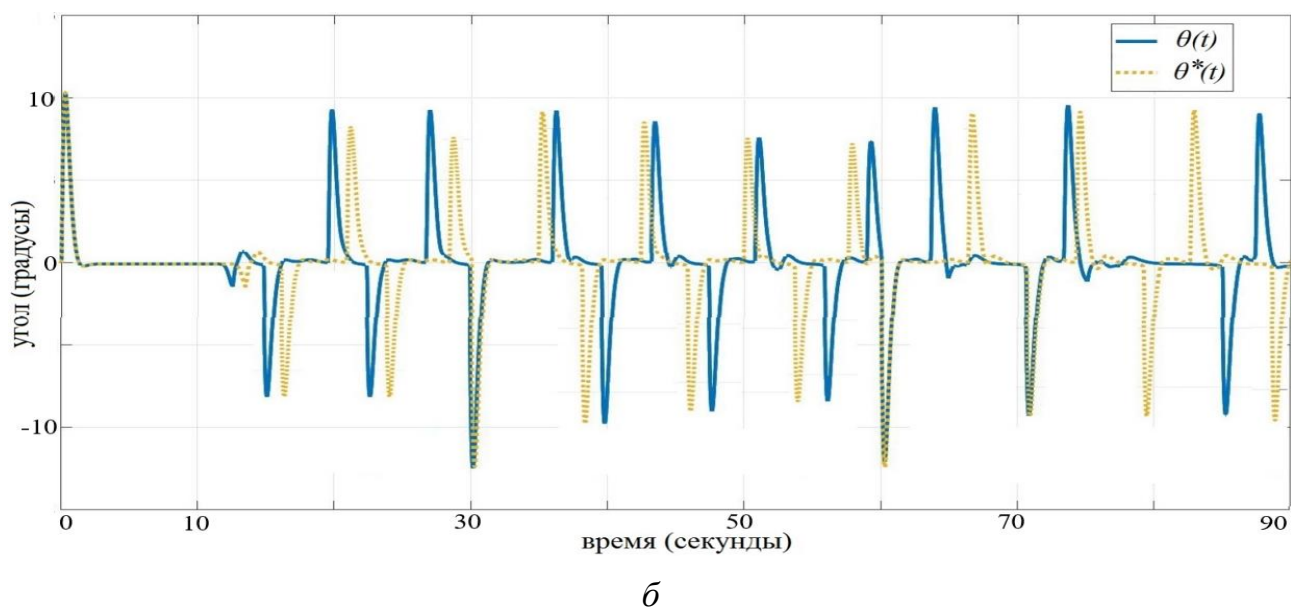
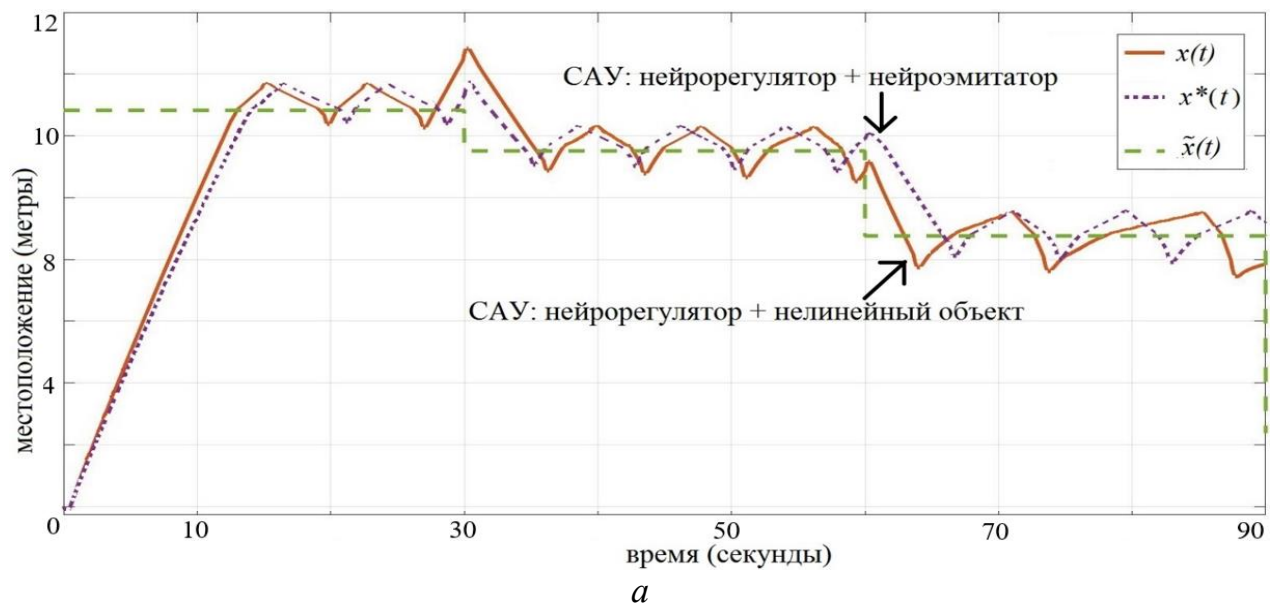


Рисунок 4.32 – Графики переходных процессов для САУ с нейрорегулятором и с нелинейной моделью объекта: *а* – по местоположению подвижного основания, *б* – по углу инверсного маятника

Как видно из представленных переходных процессов, полученная САУ способна управлять объектом «инверсный маятник на подвижном основании» за пределами ограничений на управление, накладываемых при использовании модального регулятора (3.3) в пределах $x(t) \in [-3; 3]$ метров. Выяснено, что нейрорегулятор

(рисунок 3.23), настроенный с помощью метода обратного пропуска ошибки через прямой нейроэмулятор, способен перемещать подвижное основание к заданному значению в пределах $x(t) \in [-5; 20]$ метров. При этом отклонение инверсного маятника лежит в пределах $\theta(t) \in [-12; 10]$ градусов. Полученная система не является астатической. Для поддержания равновесия инверсного маятника подвижное основание постоянно колеблется возле заданного значения. **Конец примера.**

Схема нейроруления, использующая нейроэмулятор для настройки нейрорегулятора, позволила расширить возможности управления системой с помощью нейросетевых регуляторов, полученных по алгоритму, предложенному в разделе 3. Таким образом, его можно рассматривать в качестве дополнения к указанному алгоритму.

Выводы по главе 4

В этой главе рассмотрены модель двух независимых элементов на подвижном основании позиционера (с возможностью перемещения в одной плоскости) и двухстепенная система подвижного основания с одним независимым элементом на опорной стойке. Первая модель показывает необходимость стабилизации сразу нескольких независимых друг от друга элементов, а вторая – необходимость стабилизации опорной стойки сразу в двух плоскостях. Эти модели упрощенно описывают некоторые динамические характеристики системы гироскопической стабилизации оптического устройства кругового обзора.

Продемонстрирован пример модального синтеза регуляторов для данных моделей в линеаризованном виде. Особенностью данных систем можно считать их описание в виде неквадратной МПФ с количеством входных каналов, меньшим по сравнению с количеством выходных каналов. Задача управления состоит в стабилизации опорных стоек в вертикальном положении и в выводе платформы в заданное положение. Результатом работы модального синтеза является исходный регулятор, который впоследствии используется для формирования нейросетевого регулятора.

Приводится пример применения алгоритма синтеза нейросетевых регуляторов с детерминированным способом выбора архитектуры и инициализации весовых коэффициентов на указанных моделях. Использование нейросетевых регуляторов

продиктовано необходимостью учета нелинейных характеристик моделей объектов. Полученные нейросетевые регуляторы позволили расширить диапазон возможных перемещений подвижного основания по сравнению с системами, в которых использовался регулятор, полученный модальным методом.

Полученные результаты численного моделирования переданы в группу комплексных систем АО «Новосибирский приборостроительный завод» г. Новосибирска для дальнейшего расчета на реальных параметрах объекта управления, что подтверждено справками о внедрении результатов (приложение А).

Продемонстрирован пример синтеза нейросетевого регулятора для системы «инверсный маятник на подвижном основании». Особенностью данного примера можно считать настройку нейрорегулятора с помощью метода обратного пропуска ошибки через прямой нейроэмулятор. Показан способ синтеза нейроэмулятора, имитирующего поведение нелинейной модели объекта на заданном промежутке значений углов инверсного маятника. Использование схемы нейроруправления, содержащей нейроэмулятор и нейрорегулятор, позволило расширить возможности управления объектом «инверсный маятник на подвижном основании» по сравнению с нейросетевыми регуляторами, полученными с помощью алгоритма. Таким образом, данная схема нейроруправления может рассматриваться в качестве дальнейшего улучшения предложенного алгоритма.

ЗАКЛЮЧЕНИЕ

Представленная диссертационная работа отражает результаты исследований в области полиномиально-матричного синтеза системы управления объектами, чья модель содержит звенья запаздывания в своей структуре. Кроме этого, исследования проводились в области синтеза нейросетевых регуляторов на основе информации о МПФ регулятора. Рассмотрены некоторые не до конца формализованные вопросы, относящиеся к процессу синтеза регуляторов, использующих нейронную сеть. К ним относятся: выбор избыточной, но достаточной сложности архитектуры нейронной сети; выбор метода инициализации весовых коэффициентов нейронной сети; решение вопроса угасающего и взрывающегося градиента, возникающие при обучении рекуррентных нейронных сетей методами, основанными на вычислении градиента и обратном распространении ошибки; способы модификации архитектуры нейронной сети, позволяющие обеспечить устойчивость переходных процессов САУ без предварительной настройки нейронной сети; формирование обучающей выборки, позволяющей обучить нейронную сеть управлению системой до заданных пределов изменения задающего воздействия. Для достижения поставленной цели предложено сформировать методы, позволяющие формализовать указанные выше вопросы.

Сформулируем основные положения и результаты исследования.

1. Предложена модификация алгоритма синтеза многоканальных регуляторов для объектов, представляемых через неквадратную МПФ. Данная модификация позволяет применять указанный алгоритм при наличии в модели объекта звеньев запаздывания. Модификация алгоритма заключается в сохранении устойчивых полюсов в замкнутой системе, полученных в результате аппроксимации звена задержки функции Паде, что соответствует заданию этих полюсов во множестве корней полиномов главной диагонали желаемой характеристической матрицы замкнутой системы.

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

3. Представлен метод решения проблемы взрывного или угасающего градиента, возникающей при обучении нейронных сетей рекуррентного типа. Он основан на структурных преобразованиях нейрорегулятора. Данный метод позволяет решить

вопрос обучения нейронных сетей рекуррентного типа, связанный с проблемой взрывного или угасающего градиента, за счет перехода от рекуррентного типа сети к сети прямого распространения.

4. Предложен метод модификации архитектуры нейрорегулятора с учетом нелинейного характера модели объекта управления. 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 объекта не удастся осуществить.

6. Сформирован алгоритм синтеза нейросетевых регуляторов с детерминированным способом выбора архитектуры и инициализации 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 объектом, содержащим нелинейные параметры. Повышения качественных характеристик происходит по сравнению со случаем использования регуляторов, рассчитанных для линеаризованной модели объекта.

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 бетоносмесительного комплекса (АО «Культбытстрой»), 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, Новосибирского государственного технического университета) и «Электропривод производственных механизмов» (кафедра прикладной математики Новосибирского государственного архитектурно-строительного университета (Сибстрин), г. Новосибирск).

СПИСОК СОКРАЩЕНИЙ И УСЛОВНЫХ ОБОЗНАЧЕНИЙ

R – множество действительных чисел;

$R(s)^{p \times m}$ – множество матриц размером $p \times m$, элементами которых являются рациональные функции от s ;

$R[s]^{p \times m}$ – множество матриц размером $p \times m$, элементами которой являются полиномы от s с вещественными коэффициентами;

$\deg a(s)$, $\partial(a(s))$ – порядок (степень) полинома $a(s)$;

$\text{cond}(\mathfrak{R})$ – обусловленность матрицы \mathfrak{R} ;

$w(s)$ – передаточная функция;

$\mathbf{W}(s)$ – матричная передаточная функция;

$\mathbf{C}(s)$ – полиномиальная характеристическая матрица замкнутой системы;

\mathbf{I} , \mathbf{E} – единичные матрицы;

\mathbf{O} – нулевая матрица;

\mathbb{C} – комплексная плоскость;

\mathbb{C}^- – левая полуплоскость комплексной плоскости;

\mathbb{C}^+ – правая полуплоскость комплексной плоскости;

\mathbf{M}^T – транспонирование матрицы \mathbf{M} ;

$\det(\mathbf{M})$, $|\mathbf{M}|$ – определитель матрицы \mathbf{M} ;

$\text{rk}(\mathbf{M})$ или $\text{rank}(\mathbf{M})$ – ранг матрицы \mathbf{M} ;

$\mathbf{C}(s) = \text{diag}(c_{11}(s), \dots, c_m(s))$ – диагональная полиномиальная матрица размером $n \times n$;

$\nabla_{\mathbf{u}} F$ – градиент функции F по \mathbf{u} ;

\forall – квантор всеобщности («для всех», «для любых», «для всякого»);

\exists – квантор существования («существует»);

$\|\dots\|_2$ – евклидова норма;

\in – принадлежность к множеству;

$\{, \}$ – множество элементов;

$\left| \{a_i, b_i\}_{i=1}^n \right| = n$ – мощность множества (количество элементов);

\mathbf{J} – якобиан функции $f(\mathbf{w}, \mathbf{e}(t))$ в точке \mathbf{w} ;

$F(\mathbf{W}_o(s), \mathbf{W}_r(s), \mathbf{v}(t))$ – САУ, содержащая модель объекта управления $\mathbf{W}_o(s)$, регулятор $\mathbf{W}_r(s)$. На данную систему подается задание $\mathbf{v}(t)$;

$\text{purelin}(x)$ – линейная функция активации;

$\tanh(x)$, $\text{th}(x)$ – функция активации «гиперболический тангенс»;

МПФ – матричная передаточная функция;

ПИД – пропорциональный, интегральный, дифференциальный регулятор;

ПМР – полиномиальное матричное разложение;

САУ – система автоматического управления;

ХМЗС – характеристическая матрица замкнутой системы;

ХПЗС – характеристический полином замкнутой системы;

DS – выборка данных (*data set*);

FNN – нейронная сеть прямого распространения (*feedforward neural network*);

LMA – алгоритм Левенберга Маргвардта (*Levenberg–Marquardt algorithm*);

MSE – функция среднеквадратичного отклонения (*mean squared normalized error performance function*);

RNN – рекуррентная нейронная сеть (*recurrent neural network*);

TDR – преобразованный дискретный регулятор (*transformed discrete regulator*);

TrS – обучающая выборка (*training set*);

TS – тестовая выборка (*testing set*);

VS – валидационная выборка (*validation set*).

СПИСОК ЛИТЕРАТУРЫ

1. Александров, А. Г. Синтез регуляторов многомерных систем [Текст]: учебник / А. Г. Александров. – Москва : Машиностроение, 1986. – 271 с.
2. Бобобеков, К. М. Полиномиальный метод синтеза многоканальных регуляторов с использованием матрицы Сильвестра: дис. ... канд. техн. наук.: 05.13.01 / Курбонмурод Мулломиракович Бобобеков. – Санкт-Петербург, 2019. – 168 с.
3. Бобобеков, К. М. Полиномиальный метод синтеза автоматического управления для одноканальных и многоканальных систем: монография / К. М. Бобобеков, А. А. Воевода, В. И. Шипагин. – Душанбе: ТТУ имени академика М.С. Осими, 2021. – 192 с.
4. Бобобеков, К. М. О структурных преобразованиях многоканальных линейных систем в матричном полиномиальном представлении [Текст] / К. М. Бобобеков // Научный вестник НГТУ. – 2017. – № 2 (67). – С. 7–25.
5. Боков, А. А. Адаптивный нейросетевой регулятор для управления пьезоэлектрическим двигателем вращения / А. А. Боков, А. А. Боляков, В. В. Иваненков // Электронное научно-техническое издание «Наука и образование». – 2012. – 15 с.
6. Бударгин, О. М. Новые эффективные критерии управляемости и наблюдаемости для систем большой размерности / О. М. Бударгин, М. Ш. Мисриханов, В. Н. Рябченко // Проблемы управления. – 2012. – № 1. – С. 21–25.
7. Буков, В. Н. Вложение систем. Аналитический подход к анализу и синтезу матричных систем / В. Н. Буков. – Калуга : Изд-во Н. Ф. Бочкаревой, 2006. – 716 с.
8. Бурцев, А. Г. Сравнение различных методов решения задач ультразвукового перемещения подвижного робота в закрытом пространстве / А. Г. Бурцев, Т. А. Жангабулов // Инженерный вестник Дона. – 2016. № 2 (41). – С. 32.
9. Буянкин, В. М. Анализ влияния числа слоев нейронной сети на устойчивость замкнутых систем нейроуправления электроприводом / В.М. Буянкин // Вестник МГТУ им. Н. Э. Баумана. Серия Машиностроение. – 2010. – № 3. – С. 108–115.

10. Вещественный интерполяционный метод в задачах автоматического управления / А. С. Алексеев, А. А. Антропов, В. И. Гончаров [и др.]. – Томск: Изд-во Томского политехнического университета, 2008. – 217 с.
11. Воевода, А. А. Полиномиальный метод синтеза для объекта с двумя входами и одним выходом / А. А. Воевода, К. М. Бобобеков, В. Ю. Филюшов // Сборник научных трудов НГТУ. – 2019. – № 3–4 (96). – С. 17–32.
12. Воевода, А. А. Синтез нейронной сети для решения логико-арифметических задач / А. А. Воевода, Д. О. Романников // Труды СПИИРАН. 2017. Вып. 5 (54). – С. 205–223.
13. Воевода, А. А. Полиномиальное матричное разложение при синтезе неквадратных САУ / А. А. Воевода, В. Ю. Филюшов // Системы анализа и обработки данных. 2021. – № 1 (81). – С. 21–38.
14. Воевода, А. А. Полиномиальный метод синтеза регуляторов для частного случая многоканальных объектов с одной входной переменной и несколькими выходными / А. А. Воевода, В. Ю. Филюшов, В. И. Шипагин // Безопасность цифровых технологий. – 2021. – № 3 (102). – С. 21–42.
15. Воевода, А. А. Синтез многоканального регулятора для объекта с двумя входными и двумя выходными каналами с использованием полиномиального матричного разложения / А. А. Воевода, В. И. Шипагин // Всероссийская конференция по автоматике (RusAutoCon). Сочи. – 2021. – С. 823–828.
16. Воевода, А. А. Синтез регулятора для систем с запаздыванием / А. А. Воевода, В. И. Шипагин // XV Международная научно-техническая конференция по актуальным проблемам электронного приборостроения (APEIE). Новосибирск, 2021. – С. 559–563.
17. Воевода, А. А. Расчет регулятора для объекта с запаздыванием / А. А. Воевода, В. И. Шипагин, В. Ю. Филюшов // Безопасность цифровых технологий. 2021. – № 3 (102). – С. 9–20.
18. Воевода, А. А. Управление перевернутым маятником / А. А. Воевода, Е. В. Шоба // Сборник научных трудов НГТУ: – 2012. – № 2 (68). – С. 3–14.

19. Воевода, А. А. О модели перевёрнутого маятника / А. А. Воевода, Е. В. Шоба // Сборник научных трудов НГТУ: – 2012. – №1 (67). – С. 3–14.
20. Воевода, А. А. Матричные передаточные функции. (Основные понятия) [Текст]: конспект лекций по курсу «Проектирование систем управления» для 4–5-х курсов АВТФ (спец. 2101) / А. А. Воевода. – Новосибирск: НЭТИ, 1994. – 94 с.
21. Воевода, А. А. О понижении порядка стабилизирующего управления на примере двойного перевёрнутого маятника [Текст] / А. А. Воевода, А. Н. Корюкин, А. В. Чехонадских // Автометрия. – 2012. – № 6 (48). – С. 69–83.
22. Воевода, А. А. Пример реализации выбора минимального числа в бинарном виде на нейронных сетях / А. А. Воевода, Д. О. Романников // Сборник научных трудов НГТУ. – 2017. – № 1(87). – С. 64–71.
23. Воевода, А. А. Система автоматического управления процессом синтеза аммиака [Текст] / А. А. Воевода, К. М. Бобобеков // Вестник РГРТУ. – 2019. – № 1 (67). – С. 99–108.
24. Воевода, А. А. Пример полиномиального синтеза регулятора для неквадратного объекта с одним входом и двумя выходами / А. А. Воевода, В. И. Шипагин // Сборник научных трудов НГТУ, 2020. – С. 7–20.
25. Воевода, А. А. О выборе архитектуры нейрорегулятора / А. А. Воевода, В. И. Шипагин // Системы анализа и обработки данных. – 2022. – № 4(88). – С. 7–30.
26. 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.
27. Воевода, А. А. Синтез нейросетового регулятора для линеаризованной модели объекта – два перевёрнутых маятника на тележке / А. А. Воевода, В. И. Шипагин // Известия СПбГЭТУ «ЛЭТИ». – 2023. – № 1(16). – С. 39–52.
28. Воевода, А. А. Структурные преобразования нейросетевого регулятора с рекуррентным типом сети / А. А. Воевода, В. И. Шипагин // Сборник научных трудов НГТУ. 2020. – № 3(98). – С. 7–16.

29. Воевода, А. А. Синтез нейросетевого регулятора управления нелинейной моделью перевернутого маятника на тележке / А. А. Воевода, В. И. Шипагин // Научный вестник Новосибирского государственного технического университета. 2020. – № 2–3(79). – С. 25–36.
30. Войтенко, В. П. Принципы построения нейрорегулятора для управления промышленным объектом / В. П. Войтенко, М. А. Хоменко // Украина, 2013. – 4 с.
31. Воронов, А. А. Устойчивость, управляемость, наблюдаемость [Текст]: учебное пособие / А. А. Воронов. – Москва: Наука, 1979. – 336 с.
32. Вороной, В. В. Полиномиальный метод расчета многоканальных регуляторов пониженного порядка [Текст]: дис. ... канд. техн. наук: 05.13.01 / Вадим Владимирович Вороной. – Новосибирск, 2013. – 173 с.
33. Гайдук, А. Р. Теория автоматического управления в примерах и задачах с решениями в MATLAB [Текст]: учебник / А. Р. Гайдук, В. Е. Беляев, Т. А. Пьявченко. – 2-е изд., испр. – Санкт-Петербург: Лань, 2011. – 464 с.
34. Гайдук, А. Р. Теория и методы аналитического синтеза систем автоматического управления (полиномиальный подход) [Текст] / А. Р. Гайдук. – Москва: Физматлит, 2012. – 360 с.
35. Головкин, Н. А. Автоматизированное энергосберегающее нейрорегулирование температурным режимом агрегата непрерывного горячего цинкования [Текст]: дис. ... канд. техн. наук: 05.13.06 / Никита Анатольевич Головкин. – Оренбург, 2013. – 150 с.
36. Горбань, А. Н. Обучение нейронных сетей / А. Н. Горбань // – Москва: ПараГраф, 1990. – 159 с.
37. Гурецкий, Х. Анализ и синтез систем управления с запаздыванием / Х. Гурецкий // Москва: Машиностроение, 1974. – 328 с.
38. Гусев, К. Ю. Нейросетевое моделирование динамики нелинейных объектов в условиях краткосрочного прогнозирования на основе аппарата нечеткой логики [Текст]: дис. ... канд. техн. наук: 05.13.18 / Константин Юрьевич Гусев. – Воронеж, 2013 г. – 146 с.

39. Дерябин, В. В. Построение модели счисления пути судна на основе нейронной сети [Текст]: дис. ... канд. техн. наук: 05.22.19 / Виктор Владимирович Дерябин. – Санкт-Петербург, 2011, – 136 с.
40. Дёч, Г. Руководство к практическому применению преобразованию Лапласа и z-преобразования. Москва: Наука, 1971. – 288 с.
41. Джейн, А. К. Введение в искусственные нейронные сети / А. К. Джейн, Ж. Мао, К. М. Моиуддин // Открытые системы, –1997. – № 4. – С.16–24.
42. Дзюба, Д. А. Обзор методов нейроруправления / Д. А. Дзюба, А. Н. Чернодуб // Проблемы программирования. –2011. – № 2. – С. 79–94.
43. Дорф Р. Современные системы управления / Р. Дорф, Р. Бишоп; перевод с английского – Москва: Лаборатория базовых знаний, 2002. – 832 с.
44. Дядик, В. Ф. Теория автоматического управления: учебное пособие / В. Ф. Дядик, С. А. Байдали, Н. С. Криницын; Национальный исследовательский Томский политехнический университет. – Томск: Издательство Томского политехнического университета, 2011. – 196 с.
45. Епихин, А. И. Принципы нейроруправления и варианты архитектуры нейронных сетей применительно к сложной динамической системе СЭУ-СУДНО / А. И. Епихин, Е. В. Хекерт, М. А. Модина // Морские интеллектуальные технологии. –2020. – № 4(50). – С. 18–22.
46. Еременко, Ю. И. О разработке метода выбора структуры нейронной сети для решения задачи адаптации параметров линейных регуляторов / Ю. И. Еременко, А. И. Глущенко // Управление большими системами: сборник трудов. –2016.– № 62. – С. 75–123.
47. Еремин, Е. Л. Адаптивная система для объекта с запаздыванием по управлению в схеме с динамическим корректором и эталонным упредителем / Е. Л. Еремин, И. Е. Еремин // Информатика и системы управления. –2013. – № 4 (38). – С. 111–120.

48. Игумнов, И. В. Метод Нелдера – Мида для настройки регулятора, функционирующего на основе искусственных нейросетей [Текст]: дис. ... канд. техн. наук: 05.13.05 / Иннокентий Васильевич Игумнов. – Томск, 2020. – 166 с.
49. Кабирова, А. Н. Методы и комплексы программ построения нейросетевых моделей регуляторов для управления динамическим объектом [Текст]: дис. ... канд. техн. наук: 05.13.18/ Айгуль Надилевна Кабирова. – Казань, 2017. – 130 с.
50. Ким, Д. П. Теория автоматического управления Т.1. Линейные системы [Текст]: учебное пособие / Д. П. Ким. – Москва: Физматлит, 2003. – 288 с.
51. Ким, Д. П. Теория автоматического управления Т.2. Многомерные, нелинейные и оптимальные системы [Текст]: учебное пособие / Д. П. Ким. – Москва: Физматлит, 2004. – 464 с.
52. Кобзев, А. А. Анализ алгоритмов обучения нейронной сети / А. А. Кобзев, А. В. Лекарева, О. С. Сидорова // Современные наукоемкие технологии. – 2021. – № 6–1. – С. 23–28.
53. Колмогоров, А. Н. О представлении непрерывных функций нескольких переменных суперпозициями непрерывных функций одного переменного и сложения // Доклады АН СССР. – 1957. – Т. 114. – № 5. – С. 953–956.
54. Комашинский, В. И. Нейронные сети и их применение в системах управления и связи / В. И. Комашинский, Д. А. Смирнов. – Москва: Горячая Линия – Телеком, 2003. – 94 с.
55. Комиссаров, Ю. А. Использование алгоритма Левенберга – Марквардта для нахождения параметров бинарных пар в уравнениях Вильсона, НРТЛ и ЮНИКВАК / Ю. А. Комиссаров, К. Ш. Дам // Вестник АГТУ. Серия: Управление, вычислительная техника и информатика. – 2011. – № 2. – С. 37–42.
56. Круглов, В. В. Искусственные нейронные сети. Теория и практика / В. В. Круглов, В. В. Борисов. – 2-е изд., стереотип. – Москва: Горячая линия – Телеком, 2002. – 382 с.

57. Кугаевских, А. В. Классические методы машинного обучения. / А. В. Кугаевских, Д. И. Муромцев, О. В. Кирсанова // – Санкт-Петербург: Университет ИТМО, 2022. – 53 с.
58. Кузьмина, А. А. Синтез наблюдателя для системы с запаздыванием по выходным переменным / А. А. Кузьмина // Молодой ученый. – 2011. – № 5. – Т. 1. – С. 70–74.
59. Лапето, А. В. Особенности формирования проматриц и синтеза регуляторов для систем с запаздыванием / А. В. Лапето // Труды БГТУ. – 2012. – № 6 (153). 2012. – С. 122–126.
60. Лапшин, В. П. Omni-колеса как способ решения проблемы нелинейного взаимодействия колеса и опорной поверхности в малых мобильных платформах / В. П. Лапшин, А. А. Коба, Я. Д. Абалов // Молодой исследователь Дона. – 2018. – № 4(13). – С. 82–90.
61. Ласточкин, К. Ю. Идентификация нелинейной системы прямого нагрева воздуха / К. Ю. Ласточкин, И. О. Приходько // Автоматика и программная инженерия. 2015. – № 1 (11). – С. 90–96.
62. Леонов, Р. Е. Объекты управления с переменным транспортным запаздыванием / Р. Е. Леонов // Известия высших учебных заведений. Горный журнал. – 2021. – № 1. – С. 122–130.
63. Лютов, А. Г. Синтез адаптивных систем оптимального управления мехатронными станочными модулями [Текст]: дис. ... д-ра. техн. наук: 05.13.01 / Алексей Германович Лютов. – УФА, 2005. – 385 с.
64. Малышенко, А. М. Применение избыточного управления для управления многомерными объектами [Текст] / А. М. Малышенко // Вестник ТПУ. – 2006. – № 7. – С. 169–172.
65. Махмуд, Б. Ю. Совершенствование электроприводов роботов на основе фаззи-регуляторов и нейронных сетей [Текст]: дис. ... канд. техн. наук: 05.09.03 / Махмуд Бассам Юнес. – Москва, 2008. – 195 с.
66. Медведев, В. С. Нейронные сети. MATLAB 6. / В. С. Медведев, В. Г. Потемкин // – Москва: ДИАЛОГ-МИФИ, 2001. – 630 с.

67. Мееров, М. В. Оптимизация систем многосвязного управления / М. В. Мееров, Б. Л. Литвак // – Москва, Главная редакция физико-математической литературы Наука, 1972. – 344 с.
68. Мелешкин, А. И. Модальный синтез регуляторов пониженного порядка [Текст]: дис. ... канд. техн. наук: 05.13.01 / Андрей Иванович Мелешкин. – Новосибирск, 1999. – 166 с.
69. Миркин, Е. Л. Синтез адаптивных систем управления с вспомогательной моделью с запаздыванием в управлении / Е. Л. Миркин, Ж. Ш. Шаршеналиев // Автоматика и телемеханика. – 2010. – № 11. – С. 159–171.
70. Моделирование нейроруления скоростью дождевальных машин / Д. А. Соловьев, Г. Н. Камышова, Н. Н. Терехова, С. М. Бакиров // Аграрный научный журнал. – 2020. – № 7. – С. 81–84.
71. Нгуен, Ф. В. Цифровые регуляторы для объектов с запаздыванием на основе наблюдателя полного порядка [Текст]: дис. ... канд. техн. наук: 05.13.01 / Фам Ван Нгуен. – Москва, 2006. – 125 с.
72. Нгуен, В. Х. Применение прогностических регуляторов для управления установками распределенной генерации в системах электроснабжения железных дорог [Текст]: дис. ... канд. техн. наук: 05.13.06 / Ван Хуан Нгуен. – Иркутск, 2020. – 191 с.
73. Николаев, Е. В. Технологические объекты второго порядка с запаздыванием / Е. В. Николаев // Молодой ученый. – 2017. – № 23 (157). – С. 149–152.
74. Никонов, А. Н. О проблеме начальных условий в управляемых системах с нелинейной динамикой и особенностями канала управления / А. Н. Никонов, В. А. Терехов // Мехатроника, автоматизация, управление. – 2012. – № 2. – С. 2–10.
75. Плохотников, В. В. Модальный синтез систем управления с интервальными параметрами [Текст]: дис. ... канд. техн. наук: 05.13.01 / Виталий Валерьевич Плохотников. – Новосибирск, 2002. – 182 с.
76. Плутес, В. С. К вопросу построения оптимальных САР объектов с чистым запаздыванием / В. С. Плутес // Доклады научно-технических конференций за 1968 – 1969 гг. – Москва: МЭИ, 1970. – С. 62–73.

77. Полиномиальный подход к синтезу и анализу систем управления электроприводам / М. А. Волков, Е. А. Гурентьев, З. Ш. Ишматов, Ю. В. Плотников // Труды V международной конференции по автоматизированному электроприводу. – Санкт-Петербург, 2007. – С. 141–144.
78. Поляк, Б. Т. Метод Ньютона и его роль в оптимизации и вычислительной математике / Б. Т. Поляк // Труды Института системного анализа Российской академии наук. 2006. Т. 28. – С. 44–62.
79. Пупков, К. А. Методы классической и современной теории автоматического управления: Т. 1: Математические модели, динамические характеристики и анализ систем автоматического управления / К. А. Пупков. – Москва: Изд-во МГТУ им. Н.Э. Баумана, 2004. – 656 с.
80. Разработка модели и системы управления мобильным роботом для обезвешивания солнечных панелей / А. С. Беляев, А. А. Филипас, А. М. Малышенко, О. В. Суменков // Известия Тульского государственного университета. Технические науки. 2020. – № 12. – С. 3–12
81. Розенблатт, Ф. Принципы нейродинамики: Перцептроны и теория механизмов мозга / Ф. Розенблатт. — Москва: Мир, 1965. – 480 с.
82. Сагдатуллин, А. М. Методы, модели и алгоритмы повышения эффективности процессов добычи и транспортировки нефти и построения систем управления на основе нейросетевых и многомерных логических регуляторов с дискретными термами [Текст]: дис. ... д-ра. техн. наук: 2.3.3. / Артур Маратович Сагдатуллин. – Казань, 2022. – 277 с.
83. Симаков, Г. М. Многомерное управление синхронной машиной электромагнитного возбуждения быстродействующего электропривода [Текст] / Г. М. Симаков, Ю. П. Филюшов, В. Ю. Филюшов // Электротехника – сетевой электронный журнал. – Т. 5, – № 1 (96), 2018. – С. 50–54.
84. Системы автоматического управления с запаздыванием / Ю. Ю. Громов, Н. А. Земской, А. В. Лагутин [и др.]. – Тамбов: Изд-во ТГТУ, 2007. – 76 с.
85. Смит, О. Дж. М. Автоматическое регулирование / Отто. Дж. М. Смит // пер. с англ. под ред. Е. П. Попова – Москва: Физматгиз, 1963. – 847 с.

86. Степаненко, С. В. Методика синтеза многоканальных ПИД-регуляторов для объектов с монотонными переходными характеристиками [Текст]: дис. ... канд. техн. наук: 05.13.01 / Сергей Викторович Степаненко. – Новосибирск, 2003. – 166 с.
87. Токарев, К. Е. Интеллектуализация дождевальных машин на основе методов прогнозирующего нейроуправления / К. Е. Токарев // Молодые учёные России: сборник статей IX Всероссийской научно-практической конференции. – Пенза: Наука и просвещение, 2021. – С. 18–21.
88. Тхан, Вьет Зунг. Синтез систем автоматического управления с запаздыванием численным методом [Текст]: дис. ... канд. техн. наук: 05.13.01 / Вьет Зунг Тхан. – Томск, 2018. – 148 с.
89. Тюкин, И. Ю. Теория и методы адаптивного управления нелинейными динамическими объектами с применением искусственных нейронных сетей [Текст]: дис. ... канд. техн. наук: 05.13.01. / Иван Юрьевич Тюкин. – Санкт-Петербург, 2006. – 168 с.
90. Тютиков, В. В. Развитие теории модального управления для решения задач автоматизации технологических объектов [Текст]: дис. ... д-ра техн. наук: 05.13.06/ Владимир Валентинович Тютиков. – Иваново, 2006. – 233 с.
91. Уоссермен, Ф. Нейрокомпьютерная техника: Теория и практика / Ф. Уоссермен. – Москва: Мир, 1992. – 240 с.
92. Филимонов, А. Б. Спектральная декомпозиция динамических систем с запаздываниями. Теория и применения [Текст]: дис. ... д-ра техн. наук: 05.13.01 / Александр Борисович Филимонов. – Москва, 2003. – 426 с.
93. Филюшов, В. Ю. Полиномиальный метод синтеза регуляторов для многоканальных объектов с неквадратной матричной передаточной функцией [Текст]: дис. ... канд. техн. наук: 2.3.1 / Владислав Юрьевич Филюшов – Санкт-Петербург, 2022. – 177 с.
94. Филюшов, В. Ю. Линеаризация обратной связью: перевернутый маятник [Текст] / А. А. Воевода, В. Ю. Филюшов // Сборник научных трудов НГТУ. – 2016. – № 4 (86). – С. 62–71.

95. Фуртат, И. Б. Адаптивные и робастные системы управления в условиях возмущений и запаздывания [Текст]: дис. ... канд. техн. наук: 05.11.16 / Игорь Борисович Фуртат. – Санкт-Петербург, 2012. – 297 с.
96. Фуртат, И. Б. Робастный алгоритм управления линейными объектами с запаздыванием по состоянию / И. Б. Фуртат, А. Н. Нехороших // Навигация и управление движением : материалы XVIII конференции молодых ученых с международным участием, Санкт-Петербург, 15–18 марта 2016 года. – Санкт-Петербург: Электроприбор, 2016. – С. 224–229.
97. Фьонг, В. К. Разработка и исследование адаптивных систем с применением нейронных сетей для управления нелинейными электромеханическими объектами с упругими деформациями [Текст]: дис. ... канд. техн. наук: 05.09.03 / Во Конг Фьонг. – Санкт-Петербург, 2010, – 172 с.
98. Целигоров, Н. А. Математические модели неопределенностей систем управления и методы, используемые для их исследования / Н. А. Целигоров, Е. Н. Целигорова, Г. М. Мафура / Известия вестника Дона. – 2012. – № 4–2. – 48 с.
99. Черкасов, Б. А. Автоматика и регулирование воздушно-реактивных двигателей / Б. А. Черкасов. – Москва: Машиностроение, 1988. – 360 с.
100. Чернышев, Д. В. Разработка моделей систем управления главным приводом реверсивных прокатных станов на основе технологии искусственных нейронных сетей [Текст]: дис. ... канд. техн. наук: 05.13.18 / Денис Валентинович Чернышев. – Комсомольск-на Амуре, 2001. – 149 с.
101. Чехонадских, А. В. Алгебраический метод синтеза систем автоматического управления с регулятором пониженного порядка [Текст]: дис. ... д-ра. техн. наук: 05.13.01 / Александр Васильевич Чехонадских. – Новосибирск, 2013. – 340 с.
102. Чьонг, Д. Д. Разработка системы управления электроприводами экзоскелета на основе нейронной сети [Текст]: дис. ... канд. техн. наук: 05.13.01 / Динь Данг Чьонг. – Санкт-Петербург, 2022. – 168 с.
103. Шариков, Ю. В. Системы управления с использованием математических моделей технологических объектов в контуре управления / Ю. В. Шариков, Ф. Ю. Шариков // Math Designer. – 2016. – № 1. – С. 4–8.

104. Шилоносов, А. А. Алгоритмы идентификации и многорежимного управления ГТД на основе нейронных сетей [Текст]: дис. ... канд. техн. наук: 05.13.01 / Антон Александрович Шилоносов. – Уфа, 2003. – 181 с.
105. Шипагин, В. И. Нейросетевая реализация регулятора для устойчивого объекта / В. И. Шипагин // Сборник научных трудов НГТУ. – 2019, № 3–4 (96). – С. 53–63.
106. Шипагин, В. И. Различные подходы к решению задачи перевернутого маятника / В. И. Шипагин // Сборник научных трудов НГТУ. – 2019. – № 2 (95). – С. 18–27.
107. Шипагин, В. И. Свидетельство о государственной регистрации программы для ЭВМ № 2021610428 Российская Федерация. 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.
108. Шипагин, В.И. Нейросетевая реализация модального метода синтеза системы автоматического управления для системы стабилизации / В. И. Шипагин // Проблемы управления в социально-экономических и технических системах: Материалы XIX Международной научно-практической конференции – Саратов: Наука, 2023. – С. 673–680.
109. Шоба, Е. В. Модальный метод синтеза многоканальных динамических систем с использованием полиномиального разложения [Текст]: дис. ... канд. техн. наук: 05.13.01 / Евгений Владимирович Шоба. – Новосибирск, 2013. – 192 с.
110. Шоба, Е. В. Расчет многоканального регулятора для поддержания заданной температуры в камере полимерной покраски [Текст] / Е. В. Шоба // Сборник научных трудов НГТУ. – 2012. – № 4 (70). – С. 11–20.
111. Шоба, Е. В. Стабилизация положения кабины лифта. Расчет регулятора [Текст] / Е. В. Шоба // Сборник научных трудов НГТУ. – 2012. – № 3(69). – С. 135–142.
112. Шрейнер, Р. Т. Системы подчиненного регулирования электроприводов ч. 1 электроприводы постоянного тока с подчиненным регулированием координат [Текст]: учебное пособие / Р. Т. Шрейнер. – Екб.: Изд. Урал, 1997. – 279 с.
113. Янушевский, Р. Т. Управление объектами с запаздыванием / Р. Т. Янушевский // Москва: Наука, 1978. – 416 с.

114. Adenilton, J. da Silva. Weightless neural network parameters and architecture selection in a quantum computer / J. da Silva Adenilton, R. de Oliveira Wilson, B. Ludermir Teresa // *Neurocomputing*. –2016, vol. 183, – P.13–22.
115. Albertos, P. Multivariable control systems: an engineering approach [Text] / P. Albertos, A. Sala. London: Springer, 2004. – 340 p.
116. Ambrose, H. Model reference robust control for MIMO systems [Text] / H. Ambrose, Z. Qu // *International Journal of Control*. –1997. –Vol. 68. –№ 3, –P. 599–623.
117. Antsaklis, P. J. Linear systems [Text] / P. J. Antsaklis, A. N. Michel. – Switzerland: Birkhauser, 1997, – 669 p.
118. Aplincourt, N. Neurocontrol of a Cantilever Beam: PhD diss / N. Aplincourt. – Massachusetts Institute of Technology, 2000. – 174 p.
119. Artificial Neural Network Classification of Motor-Related EEG: An Increase in Classification Accuracy by Reducing Signal Complexity/ V.A. Maksimenko, S.A. Kurkin, E.N. Pitsik and et.all // 2018.
120. Arjovsky M. Unitary Evolution Recurrent Neural Networks / Martin Arjovsky, Shah Amar, Bengio Yoshua // arXiv:1511.06464.
121. Asif Hamid Bhatti. A Meshless Modelling Framework for Simulation and Control of Nonlinear Synthetic Biological Systems: PhD thesis. – London, 2016. – 194 p.
122. Belov, M. P. Subordinate Control for Nonlinear Electric Drives of Exoskeleton with Compensator Based on Neural Network / M. P. Belov, D. D. Truong, T. H. Nguyen // *Lecture Notes in Networks and Systems*. – 2022. – Vol. 366 LNNS. – P. 882–890.
123. Belov, M. P. Synthesis of PID Controller with Neural Network for Nonlinear Electric Drive Exoskeleton / M. P. Belov, D. D. Truong, T. D. Khoa // *Proceedings of 2021 24th International Conference on Soft Computing and Measurements, SCM 2021 – St. Petersburg, 2021*. – P. 56–59.
124. Bengio, Y. Learning long-term dependencies with gradient descent is difficult / Y. Bengio, P. Simard, P. Frasconi // *IEEE Transactions on Neural Networks*, –Vol.5. – № 2, 1994. – P. 157–166.

125. Bian, Z. Kinematic analysis and simulation of 6-DOF industrial robot capable of picking up die-casting products [Text] // Z. Bian, Z. Ye and W. Mu / 2016 IEEE International Conference on Aircraft Utility Systems (AUS), 2016. – P. 41–44.
126. Bishop, C. Pattern Recognition and Machine Learning / C. Bishop // –Springer, 2006. – 738 p.
127. Bowman, A., Applied Smoothing Techniques for Data Analysis: The Kernel Approach with S-Plus Illustrations (Oxford Statistical Science Series) / A. Bowman, A. Azzalini. –Oxford University Press, USA, 1997. – 204 p.
128. Bruckstein, A. From Sparse Solutions of Systems of Equations to Sparse Modeling of Signals and Images. SIAM Review / A. Bruckstein, D. Donoho, M. Elad. –Vol. 51, – 2009. № 1. – P.34–81.
129. Chen, C.T. Linear system theory and design / C.T. Chen. – 3rd ed. – New York: Oxford University Press, 1999. – 334 p.
130. Chen, Zh. Balancing control of a cubical robot balancing on its corner [Text] /Zhigang Chen, Xiaogang Ruan, Yuan Li // 2018 IEEE 15th International Workshop on Advanced Motion Control (AMC), 2018, – P. 631–636.
131. Cheney, Ward. Numerical Mathematics and Computing Fifth Edition / Ward Cheney, David Kincaid // Belmont: Thomson Learning, 2004. – 817 p.
132. Conradie Alex van Eck. A Neurocontrol Paradigm for Intelligent Process Control using Evolutionary Reinforcement Learning: Dissertation presented for the Degree of Doctor of philosophy. –Stellenbosch, 2004.
133. Costa, N. Multiple-input multiple-output channel models: theory and practice [Text]/ N. Costa, S. Haykin. – New Jersey: IEEE; WILEY, 2010. – 230 p.
134. D’azzo, J. J. Linear control system analysis and design with [Text] / J. J. D’azzo, C. H. Houpis, S. H. Sheldon. – New York: Basel, 2003. – 450 p.
135. Dahleh, M.A. Lecture on dynamic systems and control [Text] / M. Dahleh, G. Verghese.–Cambridge: Massachusetts Institute of Technology, 2003.–600 p.

136. Dai, H. Planning robust walking motion on uneven terrain via convex optimization [Text] / H. Dai, R. Tedrake // 2016 IEEE-RAS 16th International Conference on Humanoid Robots (Humanoids), 2016. – P. 579–586.
137. Prokhorov, D. V. Toyota Prius HEV Neurocontrol and Diagnostics /D.V. Prokhorov.– Neural Networks, 2008. – №. 21. – P. 458–465.
138. Deng, L. New types of deep neural network learning for speech recognition and related applications: An overview / L. Deng, G.E. Hinton, B. Kingsbury // Proceedings of IEEE International Conference on Acoustic Speech and Signal (ICASSP 2013). – 2013. – P. 8599–8603.
139. Doya, K. Bifurcations of recurrent neural networks in gradient descent learning / K. Doya // IEEE Transactions on Neural Networks, –Vol.1, 1993. – P. 75–80.
140. Drago, G. Possibility and Necessity Pattern Classification using an Interval Arithmetic Perceptron / G. Drago, S. Ridella // Neural Computing & Applications, – Vol.8, № 1, 1999. – P. 40–52.
141. Eggenesperger, K. Neural Networks for Predicting Algorithm Runtime Distributions / K. Eggenesperger, M. Lindauer, F. Hutter // Int. Jt. Conf. Artif. Intell., 2018. – P. 1442–1448.
142. Elman, J., Finding structure in time / J. Elman // Cognitive Science, –Vol. 14, – № 2, – 1990. – P. 179–211.
143. Elsken, T. Neural architecture search: A survey, / T. Elsken, J. H. Metzen, F. Hutter // arXiv preprint arXiv:1808.05377, 2018.
144. Gfrerrer, A. Geometry and kinematics of the mecanum wheel / A. Gfrerrer // Computer Aided Geometric Design. –Vol. 25. –№ 9. 2008. – P. 784–791.
145. Gianmarco Ragnetti. A neurocomputational model of reward-based motor learnin. PhD thesis. –Salerno, Italy, 2017.
146. Glorot, X. Understanding the difficulty of training deep feedforward neural networks/ X. Glorot, Y. Bengio // Journal of Machine Learning Research – Proceedings Track. – Vol. 9, –2010. – P. 249–256.

147. Golnaraghi, F. Automatic control systems [Text] / F. Golnaraghi, B. C. Kuo. –10th ed. – New York: McGraw-Hill, 2017. – 1160 p.
148. Goodfellow, I. Deep Learning / I. Goodfellow, Y. Bengio, A. Courville // MIT Press. 2016. – 781 p.
149. Graves, A. Speech recognition with deep recurrent neural networks / A. Graves, A. Mohamed, G. Hinton // Proceedings of International Conference on Acoustics, Speech and Signal Processing (ICASSP). – 2013. – P. 6645–6649.
150. Hagan, M. A neural network predictive control system for paper mill wastewater treatment / M. Hagan, H. Demuth, O. Jesús // Engineering Applications of Artificial Intelligence. –Vol. 16. – № 2. –2003. – P. 121–129.
151. Hastie, T. The Elements of Statistical Learning: Data Mining, Inference, and Prediction / T. Hastie, R. Tibshirani, J. Friedman // Springer. –2001. – 552 p.
152. Haykin, S. Neural Networks: A Comprehensive Foundation. / S. Haykin //– 1998. – 1104 p.
153. Haykin, S. Neural networks and learning machines: 3rd edition / S. Haykin // Pearson Education. –2009. – 938 p.
154. Haykin, S. Classification of radar clutter using neural networks / S. Haykin, C. Deng// IEEE Transactions on Neural Networks. –Vol. 2. –1991. – P. 589–600.
155. Hilbert, D. Mathematische Probleme / D. Hilbert // Nachr. Akad. Wiss. Gottingen. – 1900. –P. 253–297 // Gesammelte Abhandlungen. Vol. 3. Berlin: Springer. 1935. – P. 290–329.
156. Hopfield, J. Neural computation of decision in optimization problems / J. Hopfield, D. Tank // Biol. Cybernet, –Vol.52, –1985. – P. 141–152.
157. Houkes, Z. IJCNN 2000. Neural Computing: New Challenges and Perspectives for the New Millennium / Z. Houkes –Vol. 2, –2000. – P. 291–296.
158. Hunter, Stephen Leon Non-linear neurocontrol of chemical processes using reinforcement learning / Stephen Leon Hunter // Thesis (MScEng)-Stellenbosch University, 2011. – 111 p.

159. Hush, D. Efficient algorithms for function approximation with piecewise linear sigmoidal networks / D. Hush, B. Horne // IEEE Transactions on Neural Networks, – Vol. 9, –№ 6, –1998. – P. 1129–1141.
160. Initial Weight Determination of a MLP for Faster convergence/ M. Hyder, M. Shahid, M. Kashem, M. Islam // J. Electron. Comput. Sci. 2009, 10.
161. Isermann, R. Identification of Dynamic Systems / R. Isermann, M. Munchhof. – Springer, 2011. – 732 p.
162. Isidori, A. Lectures in Feedback Design for Multivariable Systems, Advanced Textbooks in Control and Signal Processing [Text] / A. Isidori. – London: Springer, 2016. – 414 p.
163. Jelali, M. Hydraulic servo systems: modelling, identifications and control [Text] M. Jelali, A. Kroll. – Springer, 2004. – 80 p.
164. Jing, Q. Decoupling internal model control for non-square process with time delays / Q. Jing, Z. Liu, A. Song // The proceedings of 2010 International Conference on Measuring Technology and Mechatronics Automation, – 2010. – P. 898–901.
165. Jordan, M.I. Forwardmodels: Supervised learning with a distal teacher / M.I. Jordan and D.E. Rumelhart // Cognitive Science, – 1990, – Vol. 16. – P. 313–355.
166. Joseph, V. Orthogonal-Maximin Latin Hypercube Designs / V. Joseph, H. Ying // Statistica Sinica, –Vol. 18, 2008. – № 1, – P. 171–186.
167. Kailath, T. Linear Systems [Text] / T. Kailath. – Englewood Cliffs, New Jersey: Prentice Hall, 1980. – 350 p.
168. Kaiming, He. Deep Residual Learning for Image Recognition / He Kaiming, Xiangyu Zhang, Shaoqing Ren; Jian Sun// 2016 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR). Las Vegas, NV, USA: IEEE. 2016. – P. 770–778.
169. Kohonen, T. Self-Organization and Associative Memory. Third Edition / T. Kohonen // Springer-Verlag, New York, 1989. – 285 p.
170. Kolen, John. Back Propagation is Sensitive to Initial Conditions / John Kolen, Jordan Pollack// Complex Syst. –Vol. 4, –1990. – P.860–867.

171. Kouvaritakis, B. Geometric Approach to Analysis and Synthesis of System Zeros Part 2. Non-Square Systems / B. Kouvaritakis , A.G.J. Macfarlane // Int. J. Control , – Vol. 23 , 1976. –№ 2 , – P. 167–181.
172. Krizhevsky, A. ImageNet Classification with Deep Convolutional Neural Networks / A. Krizhevsky, I. Sutskever, G.E. Hinton// Proceedings of Neural Information Processing Systems (NIPS). 2012. – P. 1090–1098.
173. Kumar, S.K. On weight initialization in deep neural networks. ArXiv, abs/1704.08863. 2017.
174. Le, Quoc V. A Simple way to initialize recurrent networks of rectified linear units / Quoc V. Le, Jaitly Navdeep, Geoffrey Hinton E.// arXiv preprint arXiv:1504.00941, 2015.
175. Liu, K. A partial parameterization of nonlinear output feedback controllers for saturated linear systems/ K. Liu, D. Akasaka// Automatica,–Vol.50, 2014. – P. 233–239.
176. Loh, E. J. Robust decentralized control of nonsquare systems / E. J. Loh, M. S. Chiu // Chemical Engineering Communications, –Vol. 22, –1997. – P.157–160.
177. Macfarlane, A. G. Geometric approach to analysis and synthesis of system zeros. Part 1. Square systems. Part 2. Non-square systems [Text] / A. G. Macfarlane // International Journal of Control, –Vol. 23, –№ 2, 1976. – P. 149–181.
178. Maiorov, V. Gridge approximation and Radon compass / V. Maiorov, K. Oskolkov, V. Temlyakov // DARBA, Sofia, 2002. – P. 284–309.
179. Manuel, L. Neural network architecture based on gradient boosting for IoT traffic prediction / L. Manuel, C. Belen, S. Antonio // Future Generation Computer Systems, – Vol.100, 2019. – P. 656–673.
180. Marquardt, D.W. An Algorithm for Least Squares Estimation of Nonlinear Parameters. Journal of the Society for Industrial and Applied Mathematics, 11, 1963.– P. 431–441.
181. Martens, J. Learning recurrent neural networks with hessian-free optimization / James Martens, Ilya Sutskever // International Conference on Machine Learning, 2011.

182. Narendra, K.S. Identification and control of dynamical systems using neural networks / K.S. Narendra, K.K. Parthasarathy // IEEE Transactions on Neural Networks. 1990. – № 1. – P. 4–27.
183. Nguyen, D. Improving the Learning Speed of 2-Layer Neural Networks by Choosing Initial Values of the Adaptive Weights / D. Nguyen, B. Widrow // In Proceedings of the International Joint Conference on Neural Networks (IJCNN), –Vol. 3, 1990. – P. 21–26.
184. Nizami, T.K. Design and implementation of a neuro-adaptive backstep-ping controller for buck converter fed PMDC-motor / T.K. Nizami, A. Chakravarty, C. Mahanta // Control Eng. Pract, –Vol. 58, 2017. – P. 78–87.
185. Oja, E. Robust fitting by nonlinear neural units. Neural Networks / E. Oja // –Vol. 9, 1996. – № 3 – P. 435–444.
186. Omatu, Sigeru. Neuro-Control and its Applications / Sigeru Omatu, Khalid Marzuki, Yusof Rubiyah //– Springer: London, Technology & Engineering , 1996. – 255 p.
187. Omidvar, O. Neural Systems for Control / O. Omidvar, D.L. Elliott eds. // Academic Press, New York, 1997. – 358 p.
188. Palankia, S. Robust state feedback synthesis for control of non-square multivariable nonlinear systems / S. Palankia, C. Juan Cockburnb, Soumitri N. Kolavennuc // Journal of Process Control, 2003. № 13. – P. 623–626.
189. Pascanu, Razvan. On the difficulty of training recurrent neural networks / Razvan Pascanu, Tomas Mikolov, Yoshua Bengio//. International Conference on Machine Learning, 2010.
190. Ping, Z. Tracking problems of a spherical inverted pendulum via neural network enhanced design / Z. Ping // Neurocomputing. –Vol. 106, 2013. – P.137–147.
191. Rao, G. Design of feedback controller for boost converter using optimization techniques / G. Rao, S. Raghu, N. Najasekaran // March, International J. Power Electronics and Drive System, –Vol.3, 2013. –№ 1. – P.117–128.
192. Bellman Richard Ernest, Corporation Rand. Dynamic programming. – Princeton University Press, 1957.

193. Ronco, E. Incremental Polynomial Controller Networks: Two Self-Organising Non-Linear Controllers // Ph.D. Dissertation Thesis, Glasgow, 1997. – 207 p.
194. Rumelhart, D. E. Learning representations by backpropagating errors / D. E. Rumelhart, G. E. Hinton, R. J. Williams // Nature, –Vol. 6088. 1986. –№ 323, – P. 533–536.
195. Sarma K. L. N. Centralized PI/PID-controller for nonsquare systems with RHP zeros / K. L. N. Sarma, M. Chidambaram // Journal of the Indian Institute of Science, –Vol.22, 2005. – P. 201.
196. Seshagir, A. Smith delay compensator for multivariable non-square system with multiple time delays / A. Seshagir, M. Chidambaram //, Computer and Chemical Engineering, vol.30, 2006. –P.1243–1246.
197. Sumenkov, O. Y. Comparison of control methods for inverted 2-degree of freedom pendulum mounted on the cart / O. Y. Sumenkov, A. S. Belyaev // IOP Conf. Ser.: Mater. Sci. Eng. 1118 012017.
198. Thimm G. and Fiesler E., Optimal setting of weights, learning rate, and gain / G. Thimm, E. Fiesler // Idiap-RR Idiap-RR-04-1997, IDIAP, 1997.
199. Vapnik, V. N. On the Uniform Convergence of Relative Frequencies of Events to Their Probabilities / V. N. Vapnik, A. Ya. Chervonenkis // Theory of Probability & Its Applications, vol. 16. 1971. – P. 264–280.
200. Vidyasagar, M. Control system synthesis: A factorization approach (Part 1). [Text] / M. Vidyasagar// Synthesis lectures on control and mechatronics: Morgan & Claypool. – Dallas: University of Texas, 2011. – 186 p.
201. Voevoda, A. A. Method of Division of Motion for Control of Multi-Channel Linear Dynamic Object [Text] / A. A. Voevoda, V. A. Zhmud, A. S. Vostrikov // Automation and Software Engineering. – 2017. – № 3 (21). – P. 104–111.
202. Voevoda, A. Reduction of the Matrix Polynomial Decomposition of the Transfer Function to a Coprime form Using the Sylvester Matrix / A. Voevoda, K. Bobobekov // 2018. – P. 290–294.

203. Werbos, P. J. Generalization of backpropagation with application to a recurrent gas market model. *Neural Networks*, no.1, vol.4, 1988. – P. 339–356.
204. Werbos, P. J. Backpropagation and neurocontrol: a review and prospectus // *International Joint Conference on Neural Networks*, Washington, DC, USA, vol.1, 1989. – P.209–216.
205. Yang, X.C.; Yung, M.H.; Wang, X. Neural-network-designed pulse sequences for robust control of singlet-triplet qubits / X.C. Yang, M.H. Yung, X. Wang // *Phys. Rev. A*. 2018, vol. 97.
206. Zhang, Xi Min Mini-max initialization for function approximation / Xi Min Zhang, Yan Qiu Chen, Nirwan Ansari, Yun Q.Shi // *Neurocomputing*, vol.57, 2004. – P. 389–409.
207. Zoph, B. Neural architecture search with reinforcement learning / B. Zoph, Q. V. Le // *arXiv preprint arXiv:1611.01578*, 2016.

ПРИЛОЖЕНИЕ А
Акты внедрения научных результатов диссертационной работы

УТВЕРЖДАЮ:

Проректор по учебной работе

К.Э.н., доцент, С.С. Чернов

«16» 05 2023 г.



АКТ

о внедрении результатов диссертационной работы Шипагина В.И.
в процесс обучения студентов НГТУ

Материалы диссертационных исследований аспиранта кафедры «Автоматика» НГТУ Шипагина В.И. «Нейросетевая реализация полиномиального метода синтеза регуляторов с детерминированным способом выбора архитектуры и инициализации весовых коэффициентов», используются в учебном процессе НГТУ в рамках дисциплины «Многоканальные системы управления», а также в процессе подготовки бакалавров по специальности 27.03.04 и магистров по специальности 27.04.04 «Управление в технических системах».

Декан АВТФ, к.т.н., доцент

И.Л. Рева

Заведующий кафедрой Автоматики
к.т.н., доцент

Д.С. Худяков

Ученый секретарь кафедры Автоматики,
к.т.н., доцент

Г.В. Саблина

УТВЕРЖДАЮ



Проректор по учебно-воспитательной

работе и молодежной политике

М. Н. Шумкова

« 27 » апреля 2023 г.

АКТ

о внедрении результатов диссертационной работы Шипагина В.И.
в процесс обучения студентов Новосибирского государственного
архитектурно-строительного университета (Сибстрин)

Материалы научно-исследовательской работы аспиранта кафедры «Автоматика» ФГБОУ ВО Новосибирский государственный технический университет (НЭТИ) Шипагина В.И. «Нейросетевая реализация полиномиального метода синтеза регуляторов с детерминированным способом выбора архитектуры и инициализации весовых коэффициентов», используются в учебном процессе кафедры «Теплогазоснабжения и вентиляции» ФГБОУ ВО «Новосибирский государственный архитектурно-строительный университет (Сибстрин)» при изучении дисциплины «Теплогазоснабжение» по направлению подготовки 08.03.01 Строительство, профиль «Теплогазоснабжение и вентиляция».

Заведующий кафедрой
теплогазоснабжения и вентиляции
к.т.н., доцент



Р.Ш. Мансуров

Подпись *Мансуров Р.Ш.*
ЗАВЕРЯЮ
Начальник отдела отдела НГАСУ (Сибстрин)



АО «Новосибирский приборостроительный завод»
630049, г. Новосибирск, ул. Дуси Ковальчук 179/2,
тел: (383) 216-08-37, факс: (383) 225-58-96
email: npzkanc@ponpz.ru, <http://npzoptics.ru>

УТВЕРЖДАЮ

Главный конструктор

Н. Д. Патютко



11 мая 2023 г.

АКТ

о использовании результатов диссертационного исследования

Шипагина Виктора Игоревича

Настоящим актом подтверждается, что результаты диссертационной работы на соискание ученой степени кандидата технических наук Шипагина Виктор Игоревича по теме: «Нейросетевая реализация полиномиального метода синтеза регуляторов с детерминированным способом выбора архитектуры и инициализации весовых коэффициентов» использовались при разработке системы гироскопической стабилизации оптического устройства кругового обзора. Получены следующие результаты:

- проведено численное моделирование разрабатываемой системы с использованием нейросетевого регулятора;
- повышена точность стабилизации линии визирования за счет учета нелинейных характеристик в подшипниках;
- за счет использования нейросетевого регулятора предполагается упростить процедуру настройки системы управления.

Руководитель группы комплексных систем

 В.И. Загузов

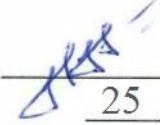
Начальник отдела разработки электронных схем

 Ю.Ю. Рязанцев

Юридический адрес: РФ, 630049, г. Новосибирск, ул. Дуси Ковальчук 179/2, ИНН 5402534361, КПП 540201001, р/сч. № 40702810300000005135 в банке АО «АБ «Россия» г. С.-Петербург, БИК 044030861, к/сч. №30101810800000000861, ОГРН 5067847021556.

УТВЕРЖДАЮ

Главный инженер


 Н.Г.Захарьин
 25 05 2023 г.

А К Т

**О внедрении результатов кандидатской диссертационной работы
 Шипагина Виктора Игоревича**

Комиссия в составе Начальник отдела КИПиА (контрольно-измерительные приборы и автоматика) - Андреев В. Г, начальник ЛКПиС (лаборатория контроля производства и строительства) - Болябанов Н.К., начальник БСО (бетоно-смесительное отделение) - Пестерев С.В.

Рассмотрела результаты практического использования диссертационного исследования Шипагина В.И. по теме «Нейросетевая реализация полиномиального метода синтеза регуляторов с детерминированным способом выбора архитектуры и инициализации весовых коэффициентов» и установила следующее:

1. Алгоритм синтеза нейросетевого регулятора с детерминированным способом выбора архитектуры, описанный в диссертационной работе, позволяет модифицировать систему управления для процедуры дозирования компонентов бетонной и растворной смесей и химических добавок в бетоно-смесительном отделении.
2. Практическое внедрение результатов в виде модификации системы управления бетоно-смесительного отделения позволило:
 - а) *уменьшить время приготовления* бетонной и растворной смесей и химических добавок;
 - б) *повысило точность дозирования* компонентов бетонной и растворной смесей и химических добавок, что в свою очередь позволило повысить качество готовых бетонных и растворных смесей;
 - в) использование электронного оборудования для дозирования компонентов бетонной и растворной смесей *исключило возможность возникновения брака по вине человеческого фактора.*

Начальник ЛКПиС

Начальник БСО

Начальник отдела КИПиА



Болябанов Н.К.

Пестерев С.В.

Андреев В.Г.

ПРИЛОЖЕНИЕ Б
Свидетельства о регистрации программ

РОССИЙСКАЯ ФЕДЕРАЦИЯ



СВИДЕТЕЛЬСТВО

о государственной регистрации программы для ЭВМ

№ 2021610428

**Программа для синтеза нейросетевого регулятора
управления нелинейной моделью перевернутого маятника
на тележке**

Правообладатель: *Шипагин Виктор Игоревич (RU)*

Авторы: *Шипагин Виктор Игоревич (RU),
Воевода Александр Александрович (RU)*

Заявка № 2020667800

Дата поступления 28 декабря 2020 г.

Дата государственной регистрации

в Реестре программ для ЭВМ 14 января 2021 г.

Руководитель Федеральной службы
по интеллектуальной собственности

 *Г.П. Изrael*



РОССИЙСКАЯ ФЕДЕРАЦИЯ

**СВИДЕТЕЛЬСТВО**

о государственной регистрации программы для ЭВМ

№ 2021681431**Программа для расчета регулятора для объекта с
запаздыванием**Правообладатель: *Шипагин Виктор Игоревич (RU)*Авторы: *Шипагин Виктор Игоревич (RU), Воевода
Александр Александрович (RU)*Заявка № **2021680525**Дата поступления **10 декабря 2021 г.**

Дата государственной регистрации

в Реестре программ для ЭВМ **21 декабря 2021 г.**Руководитель Федеральной службы
по интеллектуальной собственности**Г.П. Иблиев**

РОССИЙСКАЯ ФЕДЕРАЦИЯ

**СВИДЕТЕЛЬСТВО**

о государственной регистрации программы для ЭВМ

№ 2023618298

**Программа для расчета регулятора полиномиальным
матричным методом для двигателя постоянного тока
с независимым возбуждением при существенном
запаздывании управляющего сигнала**

Правообладатель: *Шипагин Виктор Игоревич (RU)*Авторы: *Шипагин Виктор Игоревич (RU), Воевода Александр
Александрович (RU), Филюшов Владислав Юрьевич (RU)*

Заявка № 2023616685

Дата поступления 08 апреля 2023 г.

Дата государственной регистрации

в Реестре программ для ЭВМ 21 апреля 2023 г.

Руководитель Федеральной службы
по интеллектуальной собственности

Г.П. Ивлиев



ПРИЛОЖЕНИЕ В

Определения понятий и терминов, используемых в диссертации

• **Валидационная выборка** (*validation set*) [152, p. 288] – множество данных, входящих в обучающую выборку (выборка не участвует в процессе обучения нейронной сети) и предназначенных для предварительной оценки эффективности модели.

• **Внутренняя устойчивость** (*internally stable*). Система внутренне устойчива, если не происходит сокращения нулей и полюсов объекта и регулятора, расположенных в правой замкнутой полуплоскости.

• **Критерии взаимной простоты справа.** Пусть $\mathbf{D}(s) \in R[s]^{m \times m}$, $\mathbf{N}(s) \in R[s]^{p \times m}$ взаимно простые справа, тогда:

– наибольший общий правый делитель является унимодулярной матрицей;

– существуют полиномиальные матрицы $\mathbf{V}(s) \in R[s]^{m \times m}$, $\mathbf{U}(s) \in R[s]^{p \times m}$, такие что $\mathbf{V}(s)\mathbf{D}_r(s) + \mathbf{U}(s)\mathbf{N}_r(s) = \mathbf{I}_m$;

– форма Смита $(\mathbf{D}_r^T(s) \quad \mathbf{N}_r^T(s))^T$ будет иметь вид $(\mathbf{I}_m \quad \mathbf{0}_{p \times m}^T)^T$;

– ранг блочной матрицы $\text{rank}(\mathbf{D}_r^T(s) \quad \mathbf{N}_r^T(s))^T = m$ для любого комплексного числа s .

• **Критерии взаимной простоты слева.** Пусть $\mathbf{D}_l(s) \in R[s]^{p \times p}$, $\mathbf{N}_l(s) \in R[s]^{p \times m}$ взаимно простые слева, тогда:

– наибольший общий левый делитель является унимодулярной матрицей;

– существуют полиномиальные матрицы $\tilde{\mathbf{V}}(s) \in R[s]^{p \times p}$, $\tilde{\mathbf{U}}(s) \in R[s]^{p \times m}$, такие что $\mathbf{D}_l(s)\tilde{\mathbf{V}}(s) - \mathbf{N}_l(s)\tilde{\mathbf{U}}(s) = \mathbf{I}_p$;

– форма Смита $(-\mathbf{N}_l(s) \quad \mathbf{D}_l(s))$ будет иметь вид $(\mathbf{0}_{p \times m} \quad \mathbf{I}_p)$;

– ранг блочной матрицы $\text{rank}(\mathbf{D}_l(s) \quad \mathbf{N}_l(s)) = p$ для любого комплексного числа s .

• **Наибольший общий правый делитель.** Даны матрицы $\mathbf{D}_r(s) \in R[s]^{m \times m}$, $\mathbf{N}_r(s) \in R[s]^{p \times m}$. Пусть унимодулярная матрица $\mathbf{H}(s)$ будет такой, что

$\mathbf{H}(s) \begin{pmatrix} \mathbf{D}_r(s) \\ \mathbf{N}_r(s) \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} \mathbf{G}_r(s) \\ \mathbf{0}_{p \times m} \end{pmatrix}$, тогда $\mathbf{G}_r(s) \in R[s]^{m \times m}$ – наибольший общий правый делитель

полиномиальных матриц $\mathbf{D}_r(s)$ и $\mathbf{N}_r(s)$.

• **Наибольший общий левый делитель.** Даны матрицы $\mathbf{D}_l(s) \in R[s]^{p \times p}$, $\mathbf{N}_l(s) \in R[s]^{p \times m}$. Пусть унимодулярная матрица $\mathbf{H}(s)$ будет такой, что $(-\mathbf{N}_l(s) \quad \mathbf{D}_l(s))\mathbf{H}^{-1}(s) = (0_{p \times m} \quad \mathbf{G}_l(s))$, тогда $\mathbf{G}_l(s) \in R[s]^{p \times p}$ – наибольший общий левый делитель полиномиальных матриц $\mathbf{D}_l(s)$ и $\mathbf{N}_l(s)$.

• **Обучающая выборка** (*training set*) [152, p. 288] – множество данных, предназначенных для обучения нейронной сети.

• **Ошибка обобщения** (*generalization error*) [152, p.154] – частота сделанных нейронной сетью ошибок при ее тестировании на не встречающихся при обучении примерах.

• **Правильная** (*proper*) передаточная функция – это передаточная функция, у которой степень числителя меньше или равна степени знаменателя.

• **Степень** правильной рациональной матрицы $\mathbf{C}(s)$ определяется как степень ее характеристического полинома⁶.

• **Столбцово (строчно) приведенная** (*column (row) reduced*) [112, с. 527] полиномиальная матрица — это такая матрица, что числовая матрица, составленная из коэффициентов при старших степенях по столбцам (строкам) $F_c (F_r)$, имеет полный ранг.

• **Столбцовым индексом (степенью)** (*column index*) μ матрицы $\mathbf{W}(s)$ называется наибольшая столбцовая степень $\mathbf{D}_r(s)$ любого правого взаимно простого разложения $\mathbf{W}(s) = \mathbf{N}_r(s)\mathbf{D}_r^{-1}(s)$ с столбцово-приведенной матрицей $\mathbf{D}_r(s)$.

• **Строчным индексом (степенью)** (*row index*) ν матрицы $\mathbf{W}(s)$ называется наибольшая строчная степень $\mathbf{D}_l(s)$ любого левого взаимно простого разложения $\mathbf{W}(s) = \mathbf{D}_l^{-1}(s) \mathbf{N}_l(s)$ со строчно-приведенной матрицей $\mathbf{D}_l(s)$.

• **Тестовая выборка** (*test set*) [152, p. 288] – множество данных, не входящих в обучающую выборку и предназначенных для проверки эффективности модели.

• **Строго правильная** (*strictly proper*) передаточная функция – это передаточная функция, у которой степень числителя (строго) меньше степени знаменателя.

⁶ Степень правильной дробно-рациональной матрицы $\mathbf{C}(s)$ называется также степенью МакМиллана (MacMillan degree).

ПРИЛОЖЕНИЕ Г

Модифицированный алгоритм синтеза многоканальных регуляторов с учетом звеньев запаздывания в составе объекта управления

Приводится модифицированный алгоритм синтеза САУ с учетом звеньев запаздывания в составе многоканального объекта управления. Указанный алгоритм предложен автором [93]. Для удобства представления вновь введенные модификации выделены полужирным шрифтом, а уточнения – подчеркиванием. Модификация алгоритма связана с возможностью его применения для систем, содержащих запаздывания в своей структуре. Уточнения связаны с устранением дублирования некоторых индексов, оптимизацией структуры алгоритма (исключение повторяющихся шагов), уточнением порядка получения введенных параметров.

При синтезе САУ для объекта управления, описываемого неквадратной МПФ, выбор вида разложения МПФ объекта и регулятора осуществляется исходя из понижения размера характеристических матриц $\mathbf{C}(s)$ и $\mathbf{C}(s)$. Здесь $\mathbf{C}(s) = \mathbf{D}_l(s)\mathbf{Y}_r(s) + \mathbf{N}_l(s)\mathbf{X}_r(s)$, $\mathbf{C}(s) = \mathbf{Y}_l(s)\mathbf{D}_r(s) + \mathbf{X}_l(s)\mathbf{N}_r(s)$ – левая и правая характеристические матрицы соответственно. Понижение размера характеристической матрицы связано с сокращением объема требуемых вычислений. Для объектов с большим количеством входных каналов рассчитывается характеристическая матрица $\mathbf{C}(s)$, а для объектов с меньшим количеством входных каналов характеристическая матрица $\mathbf{C}(s)$.

Шаг 1. Найти МПФ объекта $\mathbf{W}_o(s)$ с учетом звеньев запаздывания (при наличии). Реализацию звена запаздывания осуществить с помощью аппроксимации Паде:

$$e^{-\tau s} \approx \left(1 - \tau s / 2 + (\tau s)^2 / 12 - \dots\right) \left(1 + \tau s / 2 + (\tau s)^2 / 12 + \dots\right)^{-1},$$

где τ – время запаздывания (в секундах). Порядок аппроксимации определяется порядком полиномов числителя и знаменателя функции Паде.

Выбор порядка аппроксимации осуществить экспериментально. При неудовлетворительных качественных характеристиках полученной системы автоматического управления необходимо повысить порядок аппроксимации звена запаздывания.

Шаг 2. МПФ $W_o(s)$ объекта управления представить в виде $W_o(s) = D_l^{-1}(s)N_l(s)$ (для случая, когда больше входов) и $W_o(s) = N_r(s)D_r^{-1}(s)$ (для случая, когда больше выходов). При этом разложение должно быть взаимно простым и строчно / столбцово приведенным.

Представить полиномиальные матрицы $D_r'(s)$, $D_l'(s)$ в виде $D_r(s) = D_r'(s)c''(s)E$, $D_l(s) = D_l'(s)c''(s)E$, где $D_r'(s)$, $D_l'(s)$ – полиномиальные матрицы, соответствующие «знаменателю» МПФ модели объекта управления без учета полюсов передаточной функции звена запаздывания; $c''(s)$ – полином с корнями, соответствующими полюсам звена запаздывания, E – единичная матрица соответствующего размера.

Шаг 3. По левому / правому (больше входов / выходов) полиномиально-матричному разложению вычислить правое / левое взаимно простое и столбцово / строчно приведенное полиномиально-матричное разложение МПФ объекта управления.

Шаг 4.1. Так как данный шаг дублируется для блоков «больше входов» и «больше выходов», данный шаг вынесен из этих блоков и стоит перед ними. Найти строчные степени v_i , $i = \overline{1, p}$ для $D_l'(s)$, и столбцовые степени μ_j , $j = \overline{1, m}$ для $D_r'(s)$. Рассчитать строчный и столбцовый индексы: $\nu = \max(v_i)$ $\mu = \max(\mu_j)$.

Если входных каналов объекта больше или их количество равно количеству выходных каналов $t \geq p$, то перейти к разделу алгоритма «больше входов», иначе – перейти к разделу «меньше входов».

Раздел алгоритма «больше входов»

Шаг 4.2. Получить числовые матрицы коэффициентов левого полиномиально-матричного разложения МПФ объекта управления **без учета звеньев запаздывания** через выражения: $D_l'(s) = \sum_{i=1}^{\nu} D_i' s^i$, $N_l(s) = \sum_{i=1}^{\nu} N_i s^i$.

Шаг 4.3 Рассчитать столбцовые степени МПФ регулятора $z_i \geq \mu - 1$, $i = \overline{1, p}$. Представить полиномиальные матрицы «числителя» и «знаменателя» МПФ в виде полиномов с коэффициентами в виде числовых матриц: $X_r'(s) = \sum_{q=1}^n X_q' s^q$ и $Y_r(s) = \sum_{q=1}^n Y_q s^q$, где $n = \max(z_1, \dots, z_p)$. Матрицы регулятора определяются

следующими размерами: $\mathbf{X}'_r(s) \in \mathbb{R}[s]^{m \times p}$, $\mathbf{Y}'_r(s) \in \mathbb{R}[s]^{p \times p}$. Сформировать вектор, состоящий из полиномиальных числовых матриц числителя и знаменателя регулятора: $\mathfrak{R} = (\mathbf{Y}'_n \quad \mathbf{X}'_n \quad \mathbf{Y}'_{n-1} \quad \mathbf{X}'_{n-1} \quad \dots \quad \mathbf{Y}'_0 \quad \mathbf{X}'_0)$.

Шаг 4.4. Составить ХМЗС $\mathbf{C}(s) \in \mathbb{R}[s]^{p \times p}$. При этом $\mathbf{C}(s) = \mathbf{C}'(s)c''(s)\mathbf{E}$, где $\mathbf{C}'(s)$ – матрица, по главной диагонали которой расположены желаемые полюса ХМЗС. Данная матрица не содержит полиномов из $c''(s)$. Представить ХМЗС в виде полинома с коэффициентами в виде числовых матриц $\mathbf{C}'(s) = \mathbf{C}'_0 + \mathbf{C}'_1 s + \dots + \mathbf{C}'_f s^f$, где $f \triangleq \max(f_i)$, $f_i = \overline{z_i + v_i}$, $i = \overline{1, p}$. По известным числовым матрицам ХМЗС получить числовую матрицу желаемых коэффициентов ХМЗС $\tilde{\mathfrak{K}} = (\mathbf{C}'_f \quad \mathbf{C}'_{f-1} \quad \dots \quad \mathbf{C}'_1 \quad \mathbf{C}'_0)^T$. При этом не все корни полинома, представленного определителем «знаменателя» объекта $\det \mathbf{D}'_l(s)$, должны содержаться в полиноме, представленном определителем ХМЗС $\det \mathbf{C}'(s)$.

Шаг 4.5. Сделать проверку вырожденности коэффициентной матрицы \mathbf{C}_h :

$$\lim_{s \rightarrow \infty} \text{diag}(s^{-v_1}, s^{-v_2}, \dots, s^{-v_p}) \tilde{\mathbf{C}}'(s) \text{diag}(s^{-z_1}, s^{-z_2}, \dots, s^{-z_p}) = \mathbf{C}_h.$$

В случае правильного выбора параметров $\underline{z_i}$ и f_i , $i = \overline{1, p}$, коэффициентная матрица $|\mathbf{C}_h| \neq 0$.

Шаг 4.6. Выписать матрицу Сильвестра $\tilde{\mathfrak{S}} \in \mathbb{R}^{p(v+1+n) \times (p+m)n}$. Убрать все нулевые строки из $\tilde{\mathfrak{S}}$ (и соответствующие номера строк в матрице $\mathbf{C}'(s)$). Если при этом ранг обновленной матрицы $\tilde{\mathfrak{S}}$ стал полным, то перейти на шаг 4.7, в противном случае перейти на шаг 4.9.

Шаг 4.7. Решить систему уравнений, представленную матрицами: $\tilde{\mathfrak{S}}\tilde{\mathfrak{R}} = \tilde{\mathfrak{K}}$; $\tilde{\mathfrak{R}} = \tilde{\mathfrak{S}}^{-1}\tilde{\mathfrak{K}}$.

Шаг 4.8. По известным числовым матрицам \mathbf{X}'_q и \mathbf{Y}'_q , $q = \overline{1, n}$, составить полиномиальные матрицы $\mathbf{X}_r(s)$ и $\mathbf{Y}_r(s)$ по формулам, приведенным на шаге 4.3, и с учетом того, что $\mathbf{X}_r(s) = \mathbf{X}'_r(s)c''(s)\mathbf{E}$, где $\mathbf{X}'_r(s)$ – «числитель» МПФ регулятора, составленный с учетом наличия в МПФ объекта управления звеньев запаздывания, проверить корректность вычислений: вычислить ХМЗС $\tilde{\mathbf{C}}'(s)$ и

сравнить ее со сформированной на шаге 4.4. В случае если качественные характеристики замкнутой системы достигнуты – **конец алгоритма**, иначе необходимо повысить порядок регулятора (шаг 4.3.). При этом столбцовые степени регулятора будут вычисляться по формуле $z_i = \mu - 1 + k$, где k – число, характеризующее количество возвращений на шаг 4.3.

Шаг 4.9. Выбрать базисный минор $\tilde{\mathfrak{Z}}_1$ в соответствии с рекомендациями (шаг 4.10). Сформировать матрицу, не входящую в базисный минор $\tilde{\mathfrak{Z}}$, и соответствующую матрицу свободных параметров $\tilde{\mathfrak{R}}$. Если в базисный минор входят все строки матрицы Сильвестра $\tilde{\mathfrak{Z}}$, то перейти к шагу 4.11, иначе перейти к шагу 4.10.

Шаг 4.10. Если для формирования базисного минора необходимо удаление некоторых строк, то выбрать вариант самых верхних строк \mathfrak{Z} . Это связано с тем, что они соответствуют старшим степеням желаемого ХМЗС. Перейти к шагу 4.11. В случае если такого варианта нет, то перейти на шаг 4.3 и повысить порядок регулятора $n = n + 1$.

Шаг 4.11. Составить систему уравнений $\tilde{\mathfrak{Z}}_1 \tilde{\mathfrak{R}}_1 = \tilde{\mathfrak{N}}_1$, где $\tilde{\mathfrak{N}}_1 = \tilde{\mathfrak{N}} - \tilde{\mathfrak{Z}} \tilde{\mathfrak{R}}$. Тогда общее решение для данной системы $\tilde{\mathfrak{R}}_1 = \tilde{\mathfrak{Z}}_1^{-1} \tilde{\mathfrak{N}}_1$, здесь $\tilde{\mathfrak{R}}_1$ – матрица свободных параметров регулятора. Их задание осуществляется в соответствии с требуемой задачей и рекомендациями. Переход на шаг 4.8.

Шаг 4.12 исключен, так как он дублирует шаг 4.8.

Раздел алгоритма «меньше входов».

Шаг 4.2. Получить числовые матрицы коэффициентов левого полиномиально-матричного разложения МПФ объекта управления **без учета звеньев запаздывания** через выражения: $\mathbf{D}'_r(s) = \sum_{i=1}^{\mu} \mathbf{D}'_i s^i$, $\mathbf{N}_r(s) = \sum_{i=1}^{\mu} \mathbf{N}_i s^i$.

Шаг 4.3. Рассчитать столбцовые степени МПФ регулятора $z_j \geq v - 1$, $j = \overline{1, m}$. Представить полиномиальные матрицы «числителя» и «знаменателя» МПФ в виде полиномов с коэффициентами в виде числовых матриц: $\mathbf{X}'_l(s) = \sum_{q=1}^n \mathbf{X}'_q s^q$ и $\mathbf{Y}_l(s) = \sum_{q=1}^n \mathbf{Y}_q s^q$, где $n = \max(z_1, \dots, z_m)$. Матрицы регулятора определяются следующими размерами: $\mathbf{X}'_l(s) \in \mathbb{R}[s]^{m \times p}$, $\mathbf{Y}_l(s) \in \mathbb{R}[s]^{m \times m}$. Сформировать вектор, состоящий из полиномиальных числовых матриц числителя и знаменателя

регулятора: $\mathfrak{R} = (\underline{Y}_n \quad \underline{X}'_n \quad \underline{Y}_{n-1} \quad \underline{X}'_{n-1} \quad \dots \quad \underline{Y}_0 \quad \underline{X}'_0)$, где n – максимальный порядок полиномов в матрицах «числителя» и «знаменателя» регулятора.

Шаг 4.4. Составить ХМЗС $\underline{C}(s) \in \mathbb{R}^{m \times m}[s]$. При этом $\underline{C}(s) = \underline{C}'(s)c''(s)\underline{E}$, где $\underline{C}'(s)$ – матрица, по главной диагонали которой расположены желаемые полюса ХМЗС. Данная матрица не содержит полиномов из $c''(s)$. Представить ХМЗС в виде полинома с коэффициентами в виде числовых матриц: $\underline{C}'(s) = \underline{C}'_0 + \underline{C}'_1 s + \dots + \underline{C}'_f s^f$, где $f \triangleq \max(f_j)$, $\underline{f}_j = z_j + v_j$, $j = \overline{1, m}$. По известным числовым матрицам ХМЗС получить числовую матрицу желаемых коэффициентов ХМЗС $\mathfrak{N} = (\underline{C}'_f \quad \underline{C}'_{f-1} \quad \dots \quad \underline{C}'_1 \quad \underline{C}'_0)$. При этом не все корни полинома, представленного определителем «знаменателя» объекта $\det \underline{D}'_r(s)$, должны содержаться в полиноме, представленном определителем ХМЗС $\det \underline{C}'(s)$.

Шаг 4.5. Сделать проверку вырожденности коэффициентной матрицы \underline{C}_h : $\lim_{s \rightarrow \infty} \text{diag}(s^{-v_1}, s^{-v_2}, \dots, s^{-v_m}) \underline{C}'(s) \text{diag}(s^{-z_1}, s^{-z_2}, \dots, s^{-z_m}) = \underline{C}_h$. В случае правильного выбора параметров z_j и f_j , где $j = \overline{1, m}$, коэффициентная матрица $|\underline{C}_h| \neq 0$.

Шаг 4.6. Выписать матрицу Сильвестра $\underline{\mathfrak{Z}} \in \mathbb{R}^{(p+m)(n+1) \times (\mu+1+n)m}$. Убрать из нее все нулевые столбцы и соответствующие номера столбцов в матрице $\underline{C}'(s)$. Если при этом ранг обновленной матрицы $\tilde{\underline{\mathfrak{Z}}}$ стал полным, то перейти на шаг 4.7, в противном случае перейти на шаг 4.9.

Шаг 4.7. Решить систему уравнений, представленную матрицами: $\mathfrak{R}\underline{\mathfrak{Z}} = \mathfrak{N}: \mathfrak{R} = \mathfrak{N}\tilde{\underline{\mathfrak{Z}}}^{-1}$.

Шаг 4.8. По известным числовым матрицам \underline{X}_q и \underline{Y}_q , $q = \overline{1, n}$, составить полиномиальные матрицы $\underline{X}_l(s)$ и $\underline{Y}_l(s)$ по формулам, приведенным на шаге 4.3, и с учетом того, что $\underline{X}_l(s) = \underline{X}'_l(s)c''(s)\underline{E}$, где $\underline{X}_l(s)$ – «числитель» МПФ регулятора, составленный с учетом наличия в МПФ объекта управления звеньев запаздывания, проверить корректность вычислений: вычислить ХМЗС $\underline{C}'(s)$ и сравнить ее со сформированной на шаге 4.4. В случае если качественные характеристики замкнутой системы достигнуты – **конец алгоритма**, иначе необходимо повысить порядок регулятора (шаг 4.3). При этом столбцовые степени

регулятора будут вычисляться по формуле $z_j = v - 1 + k$, где k – число, характеризующее количество возвращений на шаг 4.3.

Шаг 4.9. Выбрать базисный минор \mathfrak{Z}_1 в соответствии с рекомендациями (шаг 4.10). Составить матрицу, не входящую в базисный минор $\bar{\mathfrak{Z}}$, и соответствующую матрицу свободных параметров $\bar{\mathfrak{R}}$. Если в базисный минор входят все столбцы матрицы Сильвестра \mathfrak{Z} , то перейти к шагу 4.11, иначе перейти к шагу 4.10.

Шаг 4.10. Если для формирования базисного минора необходимо удаление некоторых столбцов, то выбрать вариант расположения столбцов ближе к левому краю матрицы \mathfrak{Z} . Это связано с тем, что они соответствуют старшим степеням желаемого ХМЗС. Перейти к шагу 4.11. В случае если такого варианта нет, то повысить порядок регулятора $n = n + 1$ и перейти на шаг 4.3.

Шаг 4.11. Составить систему уравнений $\mathfrak{R}_1 \mathfrak{Z}_1 = \mathfrak{N}_1$, где $\mathfrak{N}_1 = \mathfrak{N} - \bar{\mathfrak{R}} \bar{\mathfrak{Z}}$. Тогда общее решение для данной системы $\mathfrak{R}_1 = \mathfrak{N}_1 \mathfrak{Z}_1^{-1}$, здесь \mathfrak{R}_1 – матрица свободных параметров регулятора. Их задание осуществляется в соответствии с требуемой задачей и рекомендациями. Переход на шаг 4.8.

Шаг 4.12 исключен, так как он дублирует шаг 4.8.