

На правах рукописи



ХАПКИН Дмитрий Леонидович

**ПРИКЛАДНЫЕ МЕТОДЫ СИНТЕЗА НЕЙРОСЕТЕВЫХ РЕГУЛЯТОРОВ
ДЛЯ ОБЪЕКТОВ УПРАВЛЕНИЯ С ОГРАНИЧИТЕЛЯМИ**

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

Автореферат диссертации на соискание ученой степени
кандидата технических наук

Тула - 2023

Работа выполнена в ФГБОУ ВО «Тульский государственный университет»

Научный руководитель

Феофилов Сергей Владимирович
доктор технических наук, доцент

Официальные оппоненты:

Соловьева Елена Борисовна
доктор технических наук, ФГАОУ ВО
Санкт-Петербургский государственный
электротехнический университет
«ЛЭТИ» им. В.И. Ульянова (Ленина),
заведующий кафедрой

Бобков Александр Валентинович
кандидат технических наук, ФГБОУ ВО
«Московский государственный
технический университет имени Н.Э.
Баумана (национальный
исследовательский университет)»,
доцент

Ведущая организация:

ФГБОУ ВО «Московский авиационный
институт (национальный
исследовательский университет)»

Защита состоится «15» ноября 2023 г. в 14-00 часов на заседании диссертационного совета 24.2.417.02, созданного на базе ФГБОУ ВО «Тульский государственный университет», по адресу: 300012, г. Тула, пр. Ленина, 92, (12-105).

С диссертацией можно ознакомиться в библиотеке ФГБОУ ВО «Тульский государственный университет» по адресу: 300012, г. Тула, пр. Ленина, 92 и на сайте https://tsu.tula.ru/science/dissertation/diss-212-271-05/Напкин_D_L/.

Автореферат разослан «26» сентября 2023 г.

Ученый секретарь
диссертационного совета



Соколова
Марина Юрьевна

ОБЩАЯ ХАРАКТЕРИСТИКА РАБОТЫ

Актуальность темы исследования. Одной из проблем современной теории автоматического управления (ТАУ) является сложность синтеза регуляторов для нелинейных объектов управления (ОУ) в условиях неполной информации. Конечно, существуют отдельные методы, позволяющие проектировать системы управления для определенных классов нелинейных ОУ. Однако, сегодня они не могут удовлетворить запросы разработчиков автоматических систем управления реальными динамическими объектами в связи со сложностью их практической реализации. Примерами могут служить гидравлические следящие приводы, которые с точки зрения ТАУ являются существенно нелинейными (содержат жесткие механические ограничители, фазовые ограничения, сухое и вязкое трение и т.д.), нестационарными, предполагают использование цифрового управления с заданными показателями качества. Таким образом, системы управления должны быть адаптивными и близкими к оптимальным по заданному критерию. В этом случае синтез регуляторов классическими методами предполагает обращение к соответствующим фундаментальным разделам нелинейной ТАУ и необходимости их одновременного использования, что приводит к громоздким алгоритмам, практическая реализация которых затруднена в связи со сложностью и стоимостью разработки и реализации.

Указанные проблемы являются системными и в рамках классической теории управления сложно решаемы. Одним из перспективных подходов является использование регуляторов, основанных на искусственных нейронных сетях (ИНС). Они могут быть эффективно применены в случае, когда отсутствует адекватная верифицированная и достаточно точная математическая модель ОУ, но могут быть получены экспериментальные данные. Достоинством таких регуляторов является их способность к обучению и адаптации под ОУ на основе полученных данных. Другим аргументом в пользу применения нейрорегуляторов является то, что практически все известные методы синтеза дают на выходе линейный закон управления. Это является существенным ограничением в случае нелинейного ОУ. ИНС могут быть представлены нелинейной динамической системой, а значит являются более гибкими и в этом смысле имеют преимущества.

В области ИНС в настоящее время наиболее интенсивно решаются задачи обработки данных (классификация изображений, обработка текстов на естественном языке, распознавание и синтез звука, и т.д.). Также проводятся научные исследования и по нейроуправлению, но таких публикаций существенно меньше относительно их общего количества. Значительный вклад в это направление как известные зарубежные, так и российские ученые: М. Морари, Х. Дай, С. Чен, А. Н. Чернодуб, Д. А. Дзюба, В. А. Терехов, А. И. Галушкин, М. В. Бураков, И. М. Макаров, В. М. Лохин и др. Анализ научных работ позволяет сделать вывод о том, что остается значительный нераскрытый потенциал применения нейрорегуляторов, например, для управления объектами с широко распространенными на практике ограничителями. Кроме того, для замкнутых нейросетевых систем управления отсутствуют теоретические гарантии устойчивости, что существенно снижает возможности их применения в критически важных или опасных объектах. Таким образом, задачи, связанные с разработкой методов синтеза ней-

рорегуляторов для объектов с наиболее часто встречающимися на практике нелинейностями (ограничители типа насыщение, ограничители типа жесткий механический упор, и т. д.), а также разработка методов, гарантирующих устойчивость замкнутых нейросетевых систем управления являются актуальными.

Целью работы является разработка методов синтеза гарантированно устойчивых систем управления с нейросетевыми регуляторами для объектов с ограничителями.

Для достижения указанной цели были поставлены и решены следующие **задачи**.

1. Анализ существующих типов искусственных нейронных сетей и подходов к синтезу на их основе регуляторов в замкнутых системах автоматического управления с целью выбора перспективных направлений для работы с динамическими объектами с ограничителями.
2. Разработка алгоритма формирования структуры нейросетевого регулятора с учетом особенностей объекта управления и типов нелинейностей.
3. Разработка алгоритма формирования обучающей выборки с учетом режимов работы и типа нелинейности объекта управления.
4. Разработка модифицированных методов синтеза нейросетевых регуляторов, обеспечивающих управление объектами с ограничителями и позволяющие использовать различные типы ИНС.
5. Разработка метода синтеза нейросетевого регулятора, обеспечивающего гарантированную устойчивость в заданной локальной области фазового пространства с использованием функции Ляпунова.
6. Формирование прикладной методики синтеза и оптимизации по комплексному критерию нейросетевых регуляторов для объектов с ограничителями, в том числе в случае отсутствия точной математической модели, объединяющей разработанные методы и алгоритмы.

Объект исследования: замкнутые динамические системы управления нелинейными объектами с ограничителями и нейросетевыми регуляторами.

Предмет исследования: динамические процессы в нейросетевых системах управления с существенно нелинейными объектами.

Методы исследования.

При выполнении диссертационной работы использовались методы классической и современной ТАУ, включающие методы интеллектуального управления, машинного обучения, конечномерной оптимизации, теории устойчивости Ляпунова и теории ИНС. Все предложенные алгоритмы были реализованы и на языке программирования python с помощью библиотек Pytorch и Gurobi, а также некоторые элементы реализованы в системе Matlab.

Положения, выносимые на защиту, обладающие научной новизной.

1. Алгоритмы выбора структуры и формирования обучающей выборки для нейроимитатора и нейрорегулятора, учитывающие наличие в объекте управления ограничителей различных видов.
2. Метод синтеза нейросетевого регулятора, основанный на схеме обучения «инверсное нейроуправление». Позволяет обеспечить управление объектом с ограничителями и использовать различные типы ИНС.

3. Метод синтеза нейросетевого регулятора, основанный на схеме обучения «обратный пропуск ошибки через нейроимитатор». Позволяет обеспечить управление объектом с ограничителями и использовать различные типы ИНС.
4. Метод синтеза нейросетевого регулятора для объектов с ограничителями, гарантирующий устойчивость полученной замкнутой системы в заданной локальной области фазового пространства.
5. Методика синтеза нейросетевых регуляторов, объединяющая разработанные методы и алгоритмы, гарантирующая устойчивость полученной замкнутой системы в заданной локальной области и позволяющая оптимизировать качество переходного процесса.

Реализация результатов работы. Теоретические исследования, проведённые в диссертационном исследовании, поддержаны грантом РФФИ №20-38-90213 Аспиранты «Прикладные методы синтеза адаптивных робастных нейросетевых регуляторов для существенно нелинейных объектов управления» и грантом РНФ № 23-29-00609 «Перспективные методы синтеза и оптимизации нейросетевых систем управления для нелинейных объектов с ограничителями в условиях неполной информации». Отдельные результаты исследования использованы в учебном процессе ТулГУ и применяются в АО «Конструкторское бюро приборостроения им. академика А.Г. Шипунова».

Практическая значимость. Предложенная методика синтеза нейросетевых регуляторов позволяет решать задачи синтеза систем управления для нелинейных объектов с ограничителями, точная математическая модель которых не может быть построена. Полученные в диссертации теоретические результаты имеют выраженную практическую направленность. Совместное использование с методами конечномерной оптимизации и простая программная реализация позволяют получать системы с наилучшими показателями качества.

Апробация работы. XVIII Всероссийской научно-технической конференции студентов, магистрантов, аспирантов и молодых ученых «Техника XXI века глазами молодых ученых и специалистов», г. Тула, 2020 г.; XI Международной юбилейной научно-технической конференции «Проблемы совершенствования робототехнических и интеллектуальных систем летательных аппаратов», г. Москва, 2020 г.; XVI Всероссийской научно-технической конференции «Проблемы проектирования и производства систем и комплексов», Тула, 2020 г.; XXI Международная научно-методическая конференция «Информатика: проблемы, методы, технологии», г. Воронеж, 2021 г.; 3rd International Conference on Control Systems, Mathematical Modeling, Automation and Energy Efficiency (SUMMA 2021). Russia, Lipetsk, 2021 г.; IV Всероссийской научно-технической конференции «Мехатронные системы (теория и проектирование)», Тула, 2021; XVIII Всероссийской школе-конференции молодых ученых "Управление большими системами", г. Челябинск, 2022 г.; 4rd International Conference on Control Systems, Mathematical Modeling, Automation and Energy Efficiency (SUMMA), г. Липецк, 2022 г.; XVII Всероссийской научно-технической конференции «Проблемы проектирования и производства систем и комплексов», г. Тула, 2022 г.; 15-я Международная научно-техническая конференция «Приборостроение – 2022», г. Минск, 2022 г.

Публикации. Результаты исследования по теме диссертации изложены в 11 научных статьях и материалах конференций, три [2, 7, 10] из которых опубликованы в изданиях ВАК, три [5, 6, 9] в изданиях, индексируемых в базе Scopus, 5 в РИНЦ [1, 3, 4, 6, 11]. Также получено два свидетельства о государственной регистрации для ЭВМ [12, 13].

Структура и объем работы. Диссертационная работы состоит из введения, 4-х глав, заключения, списка литературы. Работа содержит 142 страницы машинописного текста, в том числе 90 рисунков и 7 таблиц. Список литературы включает 90 наименований используемых источников.

ОСНОВНОЕ СОДЕРЖАНИЕ РАБОТЫ

Во введении обоснована актуальность темы работы, определена ее цель, сформулированы задачи исследования и положения, выносимые на защиту.

В первой главе рассматриваются структуры искусственных нейронных сетей, методы их обучения и известные подходы к синтезу нейрорегуляторов.

ИНС состоят из искусственных нейронов, соединённых связями, содержащими коэффициент усиления (вес связи). Искусственный нейрон задается следующим уравнением: $y(x) = f\left(b + \sum_{i=1}^n (x_i \cdot w_i)\right)$, где: x - вектор входа в нейрон, y - значение выхода, w - вес i -й связи, b - вес смещения, f - функция активации, n - количество связей

На основе анализа современных достижений в области нейрорегуляторов определены структуры и методы, на основе которых предложены новые подходы синтеза нейрорегуляторов для объектов с ограничителями. Рассматриваются НС прямого распространения и рекуррентные НС. В качестве методов выбраны инверсное нейрорегулирование и обратный пропуск ошибки через прямой нейрорегулятор (нейроимитатор).

При инверсном нейрорегулировании нейронная сеть обучается повторять инверсную динамику объекта управления и после обучения используется как регулятор (рис. 1). При обучении используется информация текущего и задержанных выходов системы.

В методе обратного пропуска ошибки через нейроимитатор используются две ИНС (рис. 2), одна из которых является регулятором, а вторая обучена имитировать динамику объекта управления и называется нейроимитатором. Критерием при обучении нейрорегулятора в замкнутой системе является точность слежения за входным сигналом. Т. е. полученное значение на выходе системы сравнивается с ее входом, и рассчитанное рассогласование должно быть минимизировано методом обратного распространения ошибки через нейроимитатор и нейрорегулятор. При этом веса изменяются только у нейрорегулятора.

Недостатком данных методов является отсутствие алгоритмов выбора структуры и формирования обучающей выборки для систем с нелинейными ОУ.

Во второй главе предложены модифицированные методы синтеза нейросетевых регуляторов для объектов с ограничителями, которые позволяют применять НС прямого распространения и рекуррентные НС. Эти методы включают

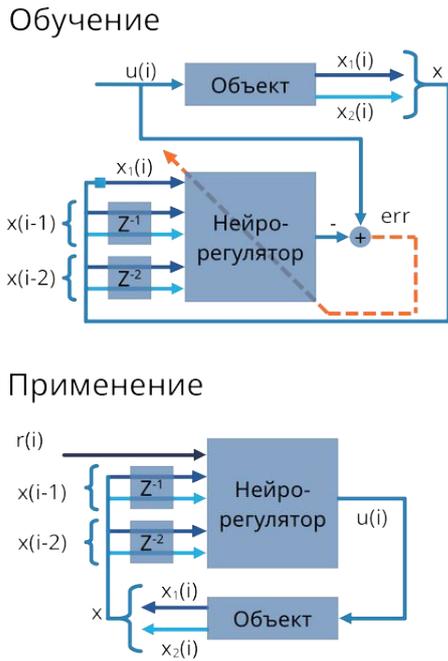
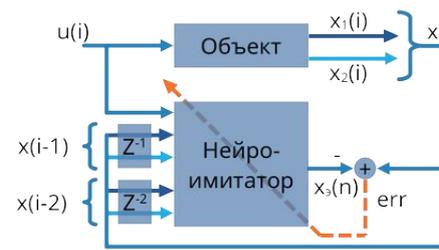


Рис. 1. Схема обучения в методе инверсного нейроуправления

Обучение нейроимитатора



Обучение нейрорегулятора

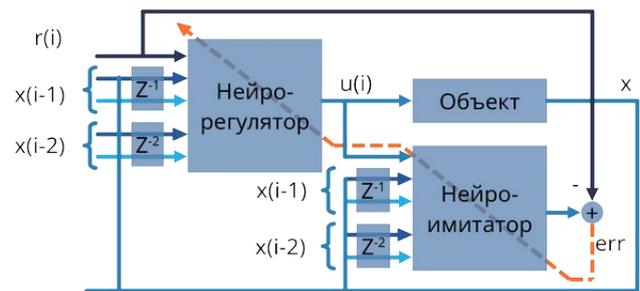


Рис. 2. Схема обучения в методе обратного пропуска ошибки через нейроимитатор

разработанные алгоритмы формирования структуры и обучающей выборки для таких объектов.

Рассмотрим алгоритм выбора структуры нейроимитатора и нейрорегулятора. Обычно ИНС реализуются в цифровом виде, и по этой причине нейрорегулятор следует считать дискретным.

Для дискретного линейного объекта из разностного уравнения можно получить зависимость для прямой динамики (1):

$$y(i) = b_0 u(i) + b_1 u(i-1) + \dots + b_M u(i-M) - a_1 y(i-1) - \dots - a_K y(i-K), \quad (1)$$

где a_k и b_m - коэффициенты числителя и знаменателя Z -передаточной функции соответственно, $k=0, 1 \dots K$, $m=0, 1 \dots M$, $a_0=1$, u - сигнал на входе объекта управления, y - скалярный выходной сигнал объекта управления (один из элементов вектора состояния x), i - текущий такт квантования.

Для регулятора, основанного на инверсной динамике, из уравнения (1) выражается $u(i-1)$, выполняется замена i на $i+1$ и $u(i+1)$ на $r(i)$ (2):

$$u(i) = \frac{r(i) + a_1 y(i) + \dots + a_K y(i-K+1) - b_2 u(i-1) - \dots - b_M u(i-M+1)}{b_1}, \quad (2)$$

где r - полезный входной сигнал. Эти замены обусловлены тем, что замкнутая система с таким регулятором должна обрабатывать сигнал r за 1 дискретный такт.

Таким образом, для линейных систем структуру нейроимитатора и нейрорегулятора можно выбирать, основываясь на выражениях (1) и (2) соответственно. Т. е. это один нейрон без функции активации с весами, соответствующими коэффициентам разностного уравнения.

В работе основное внимание уделяется рассмотрению ОУ с ограничителями. Выделяют два основных типа таких объектов (рис. 3, 4).

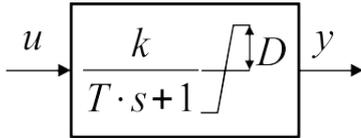


Рис. 3. Звено с ограничителем типа насыщение

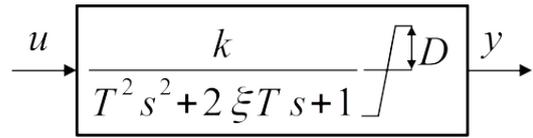


Рис. 4. Звено с ограничителем типа жесткий механический упор.

Звено с ограничением типа насыщение описывается следующим образом:

$$\dot{x} = \begin{cases} \frac{(ku-x)}{T}, & \text{если } |x| < D \text{ или } |x| = D \text{ и } \frac{(ku-x)}{T} \text{sign}(x) \leq 0; \\ 0, & \text{если } |x| = D \text{ и } \frac{(ku-x)}{T} > 0. \end{cases}$$

Звено с ограничителем типа жесткий механический упор имеет следующее описание:

$$\begin{cases} \dot{x}_1 = x_2 \\ \dot{x}_2 = \begin{cases} \frac{ku-x_1}{T^2} - \frac{2\xi x_2}{T}, & \text{если } |x_1| < D \text{ или } |x_1| = D \text{ и } \text{sign}(x_1) \leq 0; \\ 0, & \text{если } |x_1| = D \text{ и } (ku-x_1)\text{sign}(x_1) > 0. \end{cases} \end{cases}$$

При этом предполагается, что удар об упор является абсолютно неупругим и сход с ограничителя является непрерывным: $x_1(t^*+0) = x_1(t^*-0)$, $x_2(t^*+0) = 0$.

Для имитации таких объектов и управления ими предлагается использовать НС прямого распространения с нелинейной функцией ReLU, которая наилучшим образом повторяет их статическую характеристику и описывается следующим уравнением: $f(x) = \begin{cases} x, & x \geq 0; \\ 0, & x < 0; \end{cases}$

В работе были получены структуры ИНС, описывающие рассматриваемые звенья, они показаны на рис. 5 и 6 соответственно.

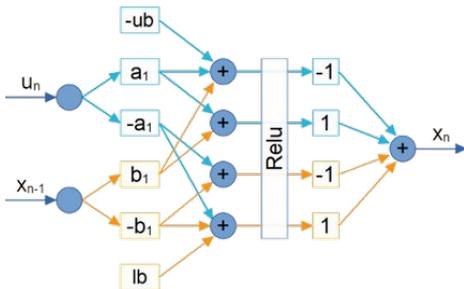


Рис. 5. Схема НС, точно повторяющая динамику дискретного звена с ограничением типа насыщение.

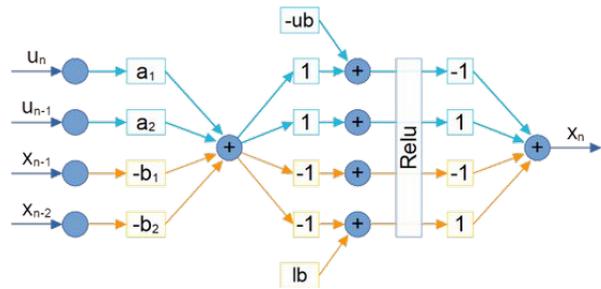


Рис. 6. Схема НС, точно повторяющая динамику дискретного звена с ограничением типа жесткий механический упор.

Из схем видно, что для реализации ограничения фазовой переменной необходимо 4 нейрона с функциями активации ReLU. Минимальную структуру сети можно основывать на введении задержек в обратную связь, согласно уравнению (1), а также на полном векторе состояния, если перейти к описанию объекта в виде дискретной модели пространства состояний. В этом случае структура нейромитатора ОУ, имеющего ограничители, можно составить из 3-х слоев: входной -

размером $n+1$ (полный вектор состояния ОУ и сигнал управления им), скрытый - $n_h=4n_c+2n_l$ с функцией активации ReLU и выходной - размером n (вектор состояния), где n – порядок объекта, $n=n_c+n_l$, n_c – количество фазовых переменных с ограничениями, n_l – количество фазовых переменных без ограничений. Данная структура является минимальной.

Универсальное описание структуры нейрорегулятора для произвольного объекта найти невозможно. Здесь предлагается пользоваться следующими соображениями. Порядок объекта определяет минимальный размер входа и количество задержек для обратных связей. Для скрытых слоев следует пользоваться правилом поэтапного увеличения нейронов и количества слоев до достижения оптимального результата, соответствующего заданным требованиям.

В работе так же предлагается использовать рекуррентные НС. В отличие от рассматриваемых структур прямого распространения они имеют внутреннее состояние, представленное обратными связями внутри рекуррентного слоя, коэффициенты которых настраиваются совместно с весами прямых связей. Т. е. такая структура НС позволяет использовать необходимые значения из предыдущих расчетов для формирования выхода на текущем шаге. Таким образом, при использовании рекуррентных НС разработчик может использовать в качестве входа в нейрорегулятор или нейроимитатор все текущие обратные связи, без создания каких-либо искусственных задержек. Однако, для такого типа нейронных сетей формирование общих требований к структуре является затруднительным, так как обратные связи формируются автоматически.

В виде алгоритма сформулированы общие рекомендации по сбору данных для обучения нейроимитатора и нейрорегулятора для объектов с наличием ограничений.

1. Входные сигналы должны отражать особенности работы объекта как в динамике, так и в статике исходя из особенностей работы в различных режимах. В общем случае предлагается использовать типовые непрерывные и разрывные сигналы (синус и меандр разных амплитуд и частот). Сигналы следует разделить на 2 категории: а) при которых ограничения не достигаются; б) при которых достигаются ограничения. Желательно чтобы в обучающей выборке количество данных в категориях было примерно одинаковым.

2. На все созданные сигналы записывается реакция объекта управления.

3. Собранные данные нужно подготовить для обучения НС.

Для сетей прямого распространения записанные сигналы разбиваются на пары так, чтобы они отображали зависимость входных данных и результата на одном такте квантования. Т. е. для нейроимитатора nn_s это $x_i=nn_s(u_i, x_{i-1}, x_{i-2}, \dots)$, а для нейрорегулятора nn_p : $u_i=nn_p(r_i, x_{i-1}, x_{i-2}, \dots)$. Таким образом, собранные пары никак не зависят друг от друга и от того, из какого сигнала они были получены, что позволяет ускорить обучение за счет параллельных вычислений.

Для обучения рекуррентных НС должна сохраняться временная последовательность записанных сигналов. Входной и целевой сигналы нельзя разделять, так как при обучении используется метод обратного пропуска ошибки во времени, благодаря которому настраиваются веса обратных связей в рекуррентных слоях.

Предложены два метода синтеза нейрорегулятора, использующие разработанные алгоритмы выбора структуры НС и формирования обучающей выборки.

Метод синтеза нейрорегулятора на основе схемы обучения инверсного нейроруправления для объектов с ограничителями заключается в следующем: выбирается структура нейрорегулятора, т. е. определяются типы слоев, количество нейронов в каждом слое, а в качестве функции активации используется ReLU. Затем формируется набор тренировочных данных, отображающий инверсную динамику объекта, согласно приведенному выше алгоритму. Далее, производится обучение нейрорегулятора методом обратного распространения ошибки. Завершается процедура проверкой качества полученной системы.

Метод синтеза нейрорегулятора на основе схемы обучения обратного пропуска ошибки через нейроимитатор для объектов с ограничителями состоит из следующих этапов: выбираются структуры нейросетевых имитатора и регулятора согласно разработанным рекомендациям. Затем формируется выборка, отражающая динамику работы объекта, согласно приведенному выше алгоритму, и производится обучение нейроимитатора. После этого выполняется обучение нейрорегулятора методом обратного пропуска ошибки через нейроимитатор и производится оценка качества полученной системы в различных режимах работы. В случае ухудшения качества управления (например, при изменении параметров ОУ) производится дополнительное обучение в реальном времени. Таким образом, при использовании данного метода система получает свойство адаптивности.

В **третьей главе** рассматривается задача обеспечения гарантированной устойчивости замкнутой нейросетевой системы в локальной области.

Одной из главных фундаментальных проблем нейросетевых регуляторов является отсутствие теоретически обоснованной гарантии устойчивости замкнутой системы управления. На сегодняшний день работоспособность проверяется с помощью многочисленных тестов полученной системы. Однако, это не может гарантировать отсутствие неустойчивых режимов. В связи с этим нейросетевые регуляторы не используются для критически важных и опасных объектов. В работе предложен метод синтеза нейрорегулятора, позволяющий создать замкнутую систему с гарантией устойчивости по Ляпунову в заданной локальной области фазового пространства. Для этого синтезируется функция Ляпунова вместе с нейрорегулятором, которая формируется в виде НС прямого распространения.

Функция Ляпунова должна удовлетворять следующим условиям:

$$V(x_t) > 0, x_t \in S, x_t \neq x^*, \quad (3)$$

$$V(x_{t+1}) - V(x_t) \leq -\varepsilon_2 V(x_t), x_t \in S, x_t \neq x^*, \quad (4)$$

$$V(x^*) = 0, \quad (5)$$

где x_t — вектор состояния системы в момент времени t , x^* - вектор состояния в точке равновесия в фазовом пространстве, S - область, в которой система должна быть устойчива, ε_2 — коэффициент от 0 до 1.

Таким образом, можно записать: $V(x_t) = \phi_V(x_t) - \phi_V(x^*) + \|R(x_t - x^*)\|_1$, где ϕ_V - НС, являющаяся частью функции Ляпунова, R — матрица с полным рангом столбца $\|R(x_t - x^*)\|_1$ - это 1-я норма вектора. Данное уравнение гарантирует, что

$V(x^*)=0$. Добавление $\|R(x_t - x^*)\|_1$ обеспечивает выполнение условия (3) в малой локальной области вокруг x^* .

Нейросетевой регулятор описывается следующим образом: $u_t = \varphi_r(x_t) - \varphi_r(x^*) + u^*$, где φ_r — НС прямого распространения, u^* — управление в точке равновесия. Данная запись гарантирует в точке равновесия необходимое управляющее воздействие u^* .

В общем виде нейроимитатор можно представить как: $x_{t+1} = f(x_t, u_t) = \varphi_{dyn}(x_t, u_t) - \varphi_{dyn}(x^*, u^*) + x^*$; $u_{min} \leq u_t \leq u_{max}$, где x — вектор состояния объекта, x^* и u^* , значения состояния и управления в точке равновесия, φ_{dyn} — НС, являющейся основой нейроимитатора. Такое описание нейроимитатора гарантирует, что если ОУ находится в точке равновесия $x_t = x^*$, $u_t = u^*$, то следующее состояние x_{t+1} тоже будет точкой равновесия $x_{t+1} = x^*$.

Во всех нейронных сетях должны использоваться сети прямого распространения с функцией активации ReLU или leakyReLU: $leakyReLU(y) = \begin{cases} y, & y \geq 0; \\ cy, & y < 0; \end{cases}$ где c — значение коэффициента отрицательной части leakyReLU (для ReLU равно 0).

Также данную функцию можно описать в виде системы неравенств:

$$\sigma \geq y; \quad \sigma \geq cy; \quad \sigma \leq cy + (1-c)y_{up}\beta; \quad \sigma \leq y + (1-c)y_{lo}(\beta-1); \quad \beta=0 \text{ или } 1; \quad \sigma \in \mathbb{R}; \quad (6)$$

где σ — выход leakyReLU, β — бинарная переменная ($\beta=0$ — для отрицательной, $\beta=1$ — для положительной), y — значение входа leakyReLU, y_{up} и y_{lo} — ограничения на входную переменную. Для расчета y_{up} и y_{lo} для каждого нейрона используется интервальная арифметика.

Таким образом, можно представить НС в виде системы алгебраических равенств и неравенств, описывая каждый нейрон с учетом (6). Тогда поиск точек фазового пространства максимально нарушающих условия (3) и (4) сводится к задаче целочисленного линейного программирования (ЦЛП). Т.е. выполняется оптимизация следующих целевых функций:

$$\max_{x_t \in S} \left(\varepsilon_1 \|R(x_t - x^*)\|_1 - V(x_t) \right), \quad \max_{x_t \in S} \left(V(x_{t+1}) + (\varepsilon_2 - 1) * V(x_t) \right).$$

Далее найденные точки используются для обучения нейронных сетей, которые должны минимизировать найденные нарушения:

$$\eta_1 = \max \left(\varepsilon_1 \|R(x_t - x^*)\|_1 - V(x_t), 0 \right), \quad (7)$$

$$\eta_2 = \max \left(V(x_{t+1}) + (\varepsilon_2 - 1) * V(x_t), 0 \right). \quad (8)$$

Общая функция потерь выглядит следующим образом:

$$loss = \|\eta_1\|_p + \|\eta_2\|_p, \quad (9)$$

где p — норма, может быть 1-й, 4-й нормой и т.п.

Таким образом, минимизируя (9) обучаются ИНС функции Ляпунова и нейрорегулятора. В результате при достижении нулевого значения функцией (9) обеспечивается устойчивость замкнутой системы в заданной области.

В четвертой главе представлена методика синтеза нейрорегулятора, оптимизирующая качество переходного процесса и гарантирующего устойчивость замкнутой системы управления для объектов с ограничителями. Данная методика

объединяет все разработанные выше методы и алгоритмы и использует нейронные сети прямого распространения. Она состоит из следующих этапов:

1. Синтез нейроимитатора объекта. Для этого, согласно разработанным алгоритмам, формируется обучающая выборка и выбирается структура нейронной сети. На полученных данных выполняется обучение методом обратного распространения ошибки.

2. Выбор структуры нейрорегулятора по предложенному алгоритму.

3. Предварительная настройка нейрорегулятора для получения начальных весов нейронной сети, которые позволяют улучшить стабильность получения результатов при дальнейшем обучении. Предварительное обучение можно выполнить, например, методом инверсного нейроуправления, аппроксимацией имеющегося классического регулятора, либо создать простой регулятор по упрощенной линейной модели без учета ограничений, например, LQR.

4. Обучение нейросетевого регулятора на основе нейросетевого имитатора объединенным методом, который сочетает в себе модифицированный метод пропуска ошибки через нейроимитатор и метод синтеза устойчивой нейросетевой системы управления.

Схема обучения представлена на рис. 7.

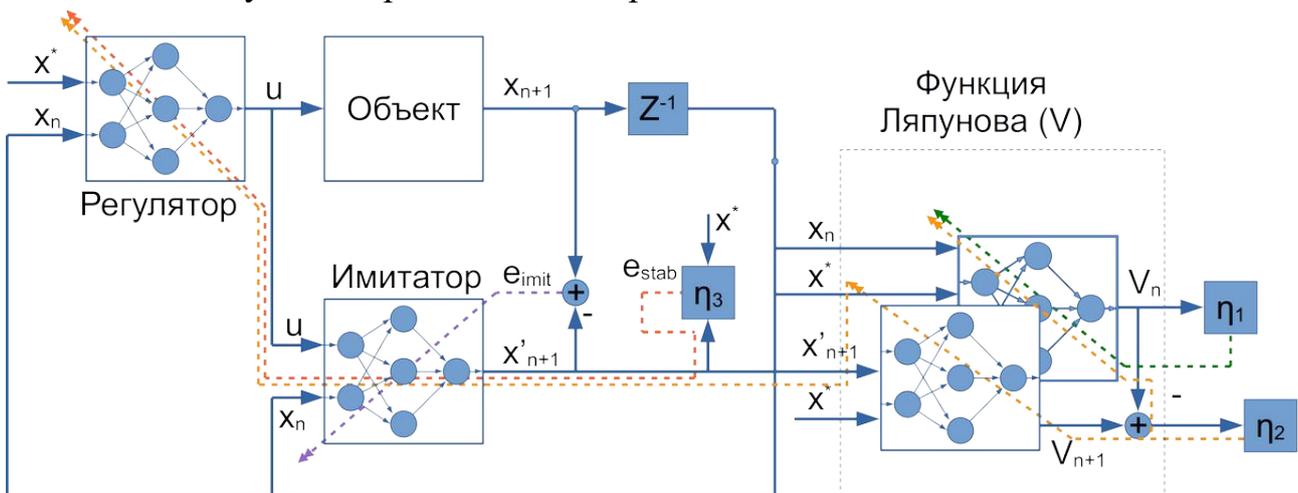


Рис. 7. Схема синтеза нейросетевого регулятора по предложенной методике

Объединение двух подходов позволяет получить нейросетевой регулятор, обеспечивающий устойчивость замкнутой системы в локальной области с подтверждающей функцией Ляпунова и заданным временем регулирования. Это достигается за счет решения задачи ЦЛП, в результате чего определяются точки в пространстве состояний, в которых максимально нарушаются условия устойчивости по Ляпунову.

Для контроля получаемого времени регулирования в процессе обучения проводится численное моделирование автономной системы, состоящей из нейрорегулятора и нейроимитатора, с начальными условиями в найденных точках фазового пространства. Время моделирования устанавливается больше, чем требуемое время регулирования. Обучение выполняется методом обратного распространения ошибки сквозь время, как при обучении рекуррентных нейронных сетей, на минимизацию ошибок регулирования, полученных после требуемого времени регулирования в дискретные такты времени. Причем эта ошибка берется с

коэффициентом k , который увеличивается во время моделирования, тем самым сильнее «наказывая» нейронную сеть за неправильные действия. При таком подходе регулятор минимизирует время регулирования, пытаясь достигнуть требуемого: $\eta_3 = \sum \left((x^* - x_t) \cdot k \right)^2$.

Таким образом, модифицированная функция потерь выглядит следующим образом: $loss = \|\eta_1\| + \|\eta_2\| + \eta_3$, где η_3 - квадратичная функция потерь по ошибке времени регулирования, η_1 и η_2 задаются выражениями (7) и (8) соответственно.

5. Во время функционирования системы можно дополнительно производить обучение в реальном времени для получения адаптивных свойств при нестационарности параметров объекта. Однако, такие свойства могут быть получены только для достаточно медленных (по сравнению со временем обучения) процессов, так как обучение требует больших вычислительных ресурсов.

В работе рассматривается пример синтеза нейросетевого регулятора по данной методике. В качестве объекта рассматривается гидропривод. Функциональная модель гидропривода представлена на рис. 8. Структуры нейронных сетей представлены на рис. 9.

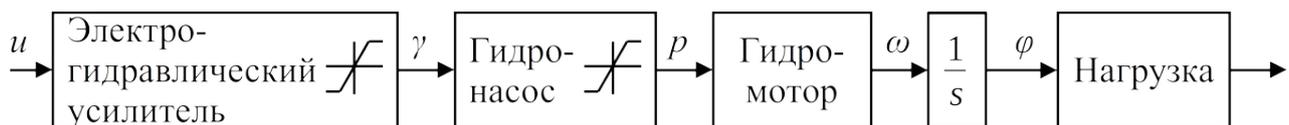


Рис. 8. Структурно-функциональная схема гидропривода.

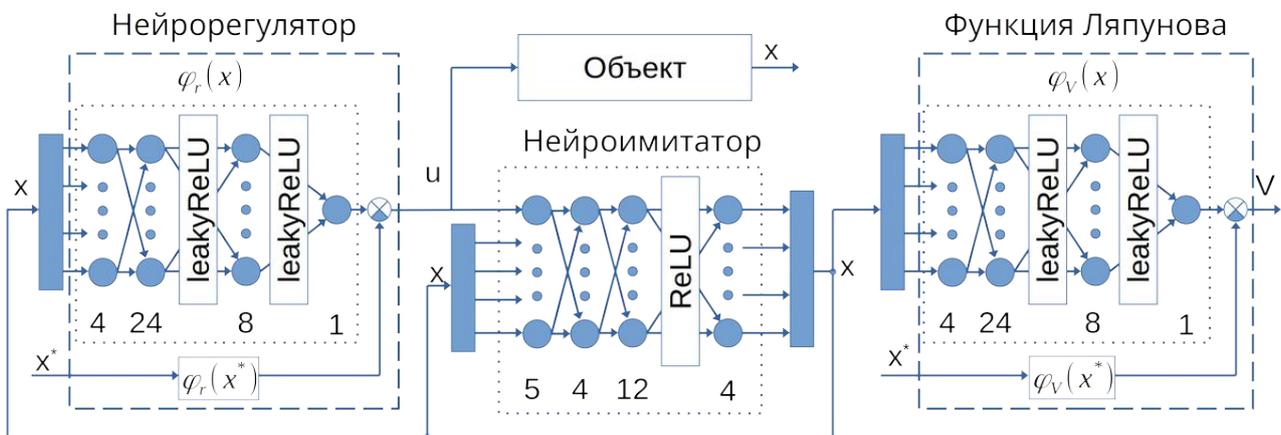


Рис. 9. Структуры нейронных сетей в схеме обучения

На рис. 8: γ - угол поворота люльки гидронасоса, p - перепад давления в гидромоторе, ω - скорость вращения выходного вала, φ - угол поворота вала. В структурной схеме учитываются присущие гидроприводу ограничитель на угол поворота люльки насоса: $|\gamma| \leq D_1$ и безынерционный ограничитель перепада давления масла в силовых гидромагистралях: $|p| \leq D_2$.

Результаты сравнения системы с обученным нейрорегулятором и системы с имеющимся квазиоптимальным по быстродействию законом управления показаны на рис. 10 и 11. На рис. 12 представлен пример адаптации нейрорегулятора в случае увеличения на 10% момента инерции нагрузки.

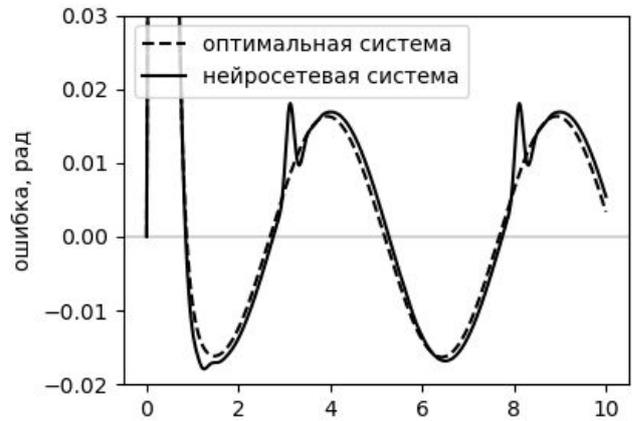
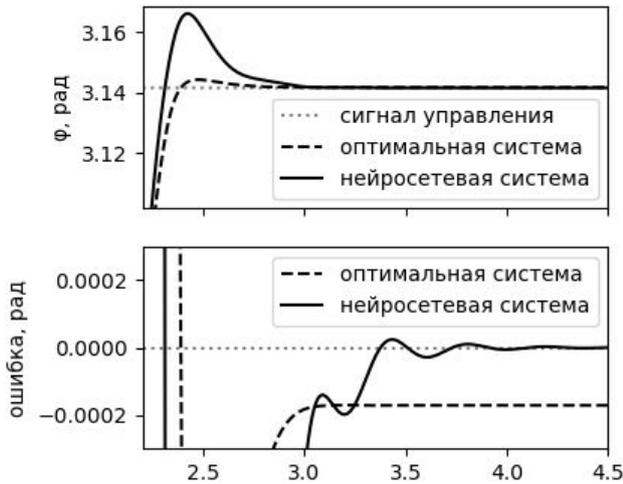


Рис. 10. Реакция на ступенчатый сигнал

Рис. 11. Ошибка реакции системы на гармонический сигнал

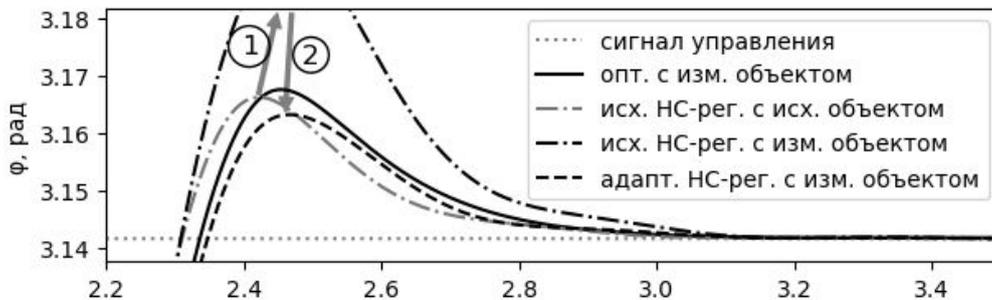


Рис. 12. Реакция системы с измененным ОУ на ступенчатый сигнал: 1 - ухудшение качества переходного процесса при увеличении момента нагрузки ОУ, 2 - нейрорегулятор адаптировался под измененный ОУ

Из результатов моделирования видно, что система с синтезированным нейрорегулятором, имеет близкое время переходного процесса к системе с квазиоптимальным по быстродействию регулятором. В случае вариации параметров нагрузки качество переходного процесса естественно ухудшается. Однако адаптивные свойства нейросетевого регулятора позволяют подстроиться под изменившиеся условия работы. Таким образом, синтезированная по предложенной методике система управления близка к квазиоптимальному по быстродействию управлению, обладает свойствами адаптивности и не требует точной математической модели для синтеза.

ОСНОВНЫЕ РЕЗУЛЬТАТЫ РАБОТЫ

1. Выполнен анализ существующих типов ИНС и известных методов синтеза нейрорегуляторов, выбраны перспективные направления для работы с объектами имеющие ограничители. Для синтеза нейрорегуляторов, управляющих объектами с ограничителями, были выбраны НС прямого распространения и рекуррентные НС. В качестве методов синтеза были выбраны метод инверсного нейроуправления и метод пропуска ошибки через нейроимитатор. В качестве функции активации были выбраны ReLU и leakyReLU.

2. Разработан алгоритм формирования структуры нейрорегулятора и нейроимитатора для ОУ с ограничителями, позволяющий определить тип НС, мини-

мальное количество слоев и нейронов в них. Для нейрорегулятора по данному методу можно определить тип НС, используемые функции активации в скрытых слоях, размер входного и выходного слоев. Для скрытых слоев следует пользоваться правилом поэтапного увеличения нейронов и количества слоев до достижения результата, соответствующего заданным требованиям.

3. Разработан алгоритм формирования обучающей выборки с учетом наличия в ОУ ограничителей.

4. Разработаны два метода синтеза нейрорегулятора для управления объектом с ограничителями, позволяющие определить основные параметры используемых НС и алгоритмы обучения. Первый основан на схеме обучения «инверсное нейруправление», второй на схеме «обратный пропуск ошибки через нейроимитатор».

5. Разработан метод синтеза нейрорегулятора и нейросетевой функции Ляпунова, позволяющей гарантировать устойчивость замкнутой системы в заданной локальной области фазового пространства.

6. Разработана методика синтеза устойчивой системы с нейрорегулятором для объектов с ограничителями. Она объединяет разработанные алгоритмы и методы и позволяет оптимизировать процесс регулирования.

ПУБЛИКАЦИИ ПО ТЕМЕ ДИССЕРТАЦИОННОЙ РАБОТЫ

1. Феофилов, С.В. Анализ методов обучения искусственной нейронной сети / С.В. Феофилов, Д.Л. Хапкин // Сборник конференции XVIII Всероссийской научно-технической конференции студентов, магистрантов, аспирантов и молодых ученых «Техника XXI века глазами молодых ученых и специалистов». – Тула: изд. ТулГУ, 2020. – С. 88-96.

2. Феофилов, С.В. Базовый синтез нейросетевых регуляторов для следящих систем управления / С.В. Феофилов, Д.Л. Хапкин // Известия ТулГУ. Технические Науки. – 2020. – № 11. – С. 256-261.

3. Феофилов, С.В. Некоторые подходы к синтезу нейросетевых регуляторов для следящих систем управления / С.В. Феофилов, Д.Л. Хапкин // Проблемы совершенствования робототехнических и интеллектуальных систем летательных аппаратов: Сборник докладов XI Международной юбилейной научно-технической конференции. – М.: ООО «Эдитус», 2021. – С. 342-346.

4. Феофилов, С.В. Базовый синтез нейросетевых регуляторов для нелинейных следящих систем управления / С.В. Феофилов, Д.Л. Хапкин // ИНФОРМАТИКА: ПРОБЛЕМЫ, МЕТОДЫ, ТЕХНОЛОГИИ, Материалы XXI Международной научно-методической конференции. – ООО «Вэлборн», 2021. – С. 1314-1322.

5. Feofilov, S.V. Synthesis of neural network controllers for objects with non-linearity of the constraint type / S.V. Feofilov, D.L. Khapkin // Journal of Physics: Conference Series. – 2021. – Vol. 1958. – № 1. – P. 012014.

6. Feofilov, S.V. Application of Recurrent Neural Networks in Closed Loop Tracking Systems for Controlling Essentially Nonlinear Objects / S.V. Feofilov, D. Khapkin // 3rd International Conference on Control Systems, Mathematical Modeling, Automation and Energy Efficiency (SUMMA). – Lipetsk, Russian Federation: IEEE, 2021. – P. 467-472.

7. **Феофилов, С.В.** Применение рекуррентных нейронных сетей в замкнутых следящих системах с нелинейными объектами / С.В. Феофилов, Д.Л. Хапкин // Известия ТулГУ. Технические Науки. – 2021. – № 11. – С. 72-80.
8. Хапкин, Д.Л. Исследование устойчивости нейросетевого управления на основе смешанного линейного целочисленного программирования / Д.Л. Хапкин, С.В. Феофилов, А.В. Козырь // Управление большими системами: труды XVIII Всероссийской школы-конференции молодых ученых. – Челябинск: Издательский центр ЮУрГУ, 2022. – С. 384-390.
9. **Khapkin, D.L.** Study of neural network control stability based on mixed linear integer programming / D.L. Khapkin, S.V. Feofilov, A.V. Kozyr // 4th International Conference on Control Systems, Mathematical Modeling, Automation and Energy Efficiency (SUMMA). – Lipetsk: IEEE, 2022. – P. 326-329.
10. Хапкин, Д.Л. Синтез гарантированно устойчивых нейросетевых регуляторов с оптимизацией качества переходного процесса / Д.Л. Хапкин, С.В. Феофилов, А.В. Козырь // Известия ТулГУ. Технические науки. – 2022. – № 12. – С. 128-133.
11. Хапкин, Д.Л. Синтез нейросетевых регуляторов с гарантией устойчивости и качества переходного процесса / Д.Л. Хапкин, С.В. Феофилов, А.В. Козырь // Приборостроение-2022: материалы 15-й Международной научно-технической конференции. – Минск, Республика Беларусь, 2022. – С. 122-124.
12. Свидетельство о государственной регистрации программы для ЭВМ 2023611079 Российская Федерация. Программа формирования модели МР из нейронной сети с функциями активации leakyReLU. / Д.Л. Хапкин; Правообладатель ФГБОУ ВО ТулГУ (RU). – 2022686748; заявл. 26.12.2022; опубл. 16.01.2023, Реестр программ для ЭВМ. – С. 1.
13. Свидетельство о государственной регистрации программы для ЭВМ 2023611080 Российская Федерация. Программа синтеза устойчивого нейрорегулятора для управления перевернутым маятником. / Д.Л. Хапкин; Правообладатель ФГБОУ ВО ТулГУ (RU). – 2022686750; заявл. 26.12.2022; опубл. 16.01.2023, Реестр программ для ЭВМ. – С. 1.