

САНКТ-ПЕТЕРБУРГСКИЙ ГОСУДАРСТВЕННЫЙ УНИВЕРСИТЕТ
КАФЕДРА ТЕОРИИ УПРАВЛЕНИЯ

Кондратюк Алена Сергеевна

Выпускная квалификационная работа

Нейросетевая настройка коэффициентов усиления системы управления

Направление 01.04.02

Прикладная математика и информатика

Научный руководитель:
доцент кафедры космических
технологий и прикладной
астродинамики,
кандидат физ.-мат. наук,
Степенко Н. А.

Рецензент:
«Национальный исследовательский
университет ИТМО» —
ITMO University,
доктор физ.-мат. наук,
доцент,
Холодова С. Е.

Санкт-Петербург
2020

Содержание

Введение	3
Постановка задачи	9
Обзор литературы	10
Глава 1. Описание модели управления на базе асимптотического ПИД-регулятора	12
§1. Общий вид закона системы управления	12
§2. Модель орбитального спуска, согласованная по углу вращения	15
§3. Задача позиционирования яхт в судовом доке	17
Глава 2. Программная настройка коэффициентов усиления	20
§1. Формализация метода	20
§2. Определение условий оптимальности закона управления	23
§3. Построение функций структуры производной функционала .	27
Глава 3. Нейросетевая настройка в задачах автоматического управления	29
§1. Настройка коэффициентов усиления	29
§2. Модификация метода В. И. Зубова программной настройки коэффициентов усиления	31
Выводы	35
Заключение	36
Список литературы	37
Приложение	39

Введение

Управление динамическими объектами с помощью нейронных сетей является новым, к тому же, перспективным направлением науки, которое находится на стыке таких дисциплин, как искусственный интеллект, автоматическое управление или нейрофизиология. В сравнении с другими методами нейронные сети имеют ряд достоинств, которые делают их мощным инструментом в теории управления. Например, нейронные сети обладают способностью к обучению на конкретных примерах и дальнейшей обработкой данных, способностью адаптироваться под внешнюю среду или к изменению характеристик самого объекта управления. Также нейронные сети обладают высокой устойчивостью к повреждениям своих элементов в силу выбранного структурного параллелизма.

Нейронная сеть представляет собой некоторую последовательность нейронов, соединенных между собой особой связью (см. рис. 1). Нейронные сети возникли из исследований в области искусственного интеллекта, а именно, из попыток воспроизвести способность биологических нервных систем обучаться и исправлять ошибки, моделируя низкоуровневую структуру мозга. С помощью такой структуры компьютер или машина могут не только анализировать входящую информацию, но и воспроизводить ее из своей памяти.

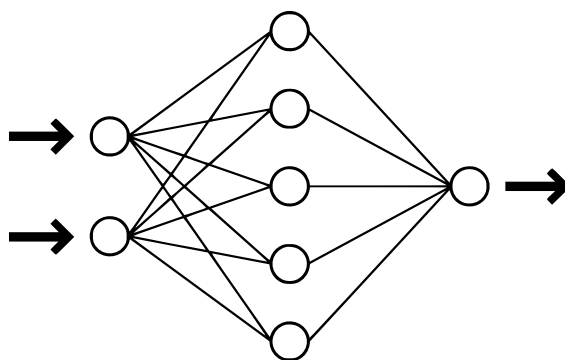


Рис. 1: Схематичное изображение простой нейронной сети

В программировании, нейрон — это вычислительная единица, которая получает информацию, производит над ней некоторые вычисления и передает ее дальше. Существуют три типа нейронов: входной нейрон, скрытый и выходной. В свою очередь нейроны регулярным образом организова-

ны в слои. Входной слой служит для ввода значений входных переменных. Задача скрытых слоев состоит в их обработке, а выходного слоя — в выводе результатов. Скрытые и выходные нейроны соединены с элементами предыдущего слоя. Таким образом, у каждого из них появляется два основных параметра: входные и выходные данные.

В 1964 году У. Видроу предложил идею по использованию нейронных сетей для управления динамическими объектами, однако детальное исследование данного направления началось лишь в конце 1980-ых годов.

Главной проблемой при решении задач управления динамическими объектами является реализация модели инверсной динамики управляемого объекта. Далеко не всегда удается решить эту задачу аналитическим способом в силу необходимости обращения причинно-следственных зависимостей поведения реального объекта. Однако с помощью обучения, основанного на примерах управления реальными объектами, удается найти приближенное решение поставленной задачи управления.

Одними из первых систем управления были пропорционально-интегральные и пропорционально-интегрально-дифференциальные контроллеры (или ПИ и ПИД-регуляторы). Их использование крайне эффективно, когда точная математическая модель процесса неизвестна. Именно поэтому ПИД-алгоритм так распространен в управлении промышленными процессами, модели которых достаточно сложно определить. ПИД-регуляторы строятся на основе классической теории управления и используются более чем в 90% случаев для управления процессами с замкнутым контуром.

Схема системы автоматического регулирования с обратной связью представлена на рис. 2. В ней блок R называют регулятором (Regulator), блок P является объектом регулирования (Process), r — управляющим воздействием (reference), e — сигналом рассогласования или ошибки (error), u — выходной величиной регулятора, а y — регулируемой величиной.

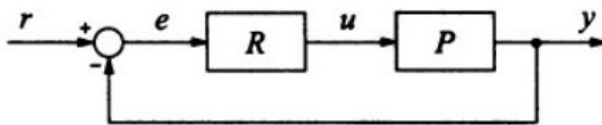


Рис. 2: ПИД-регулятор в системе с обратной связью

Если выходная переменная u регулятора описывается выражением

$$u(t) = u_1 e(t) + u_2 \int_0^t e(\tau) d\tau + u_3 \frac{de(t)}{dt},$$

где t — время, u_1, u_2, u_3 — коэффициенты усиления пропорциональной, интегрирующей и дифференцирующей составляющих регулятора, то такой регулятор называют ПИД-регулятором. В частном случае пропорциональная, интегральная или дифференциальная компоненты могут отсутствовать и такие упрощенные регуляторы называют П, И или ПИ регуляторами.

Пропорциональная часть генерирует выходной сигнал, который противодействует отклонению регулируемой переменной от определенного заданного значения, наблюдаемого в данный момент времени. Если использовать только пропорциональную часть контроллера, значение регулируемой величины не удастся стабилизировать, так как существует статическая ошибка.

Для устранения статической ошибки, описанной ранее, добавляется интегрирующая часть. Регулируемая величина будет стабилизироваться в течение некоторого времени, если на систему не действуют внешние возмущения. В таком случае сигнал пропорциональной части становится равным нулю, а выходной будет управляться интегрирующей составляющей. Тем не менее, и интегрирующей части может быть недостаточно: могут возникнуть некоторые автоколебания при неправильном выборе значения ее коэффициента.

Дифференцирующая часть пропорциональна скорости изменения отклонения регулируемой величины и предназначена для противодействия отклонениям от целевого значения, которые прогнозируются в будущем. Подобные отклонения могут быть вызваны запаздыванием воздействия регулятора на систему или же внешними возмущениями.

Аналитический синтез параметров ПИД-регулятора представляет собой довольно сложную задачу [2], требующую многократного решения системы нелинейных параметрических уравнений и оптимизации полученных зависимостей параметров. Программно-графическая методика являет-

ся наиболее частым способом вычисления коэффициентов усиления. Быстрый и приближенный расчет параметров, нацеленный на достижение минимальной скоростной ошибки и максимального быстродействия, эффективно выполняется в режиме общения разработчика системы управления с компьютерной программой, строящей все необходимые для принятия решений характеристики по мере ввода пользователем исходных данных и их анализа. Однако данная методика требует непосредственного вмешательства разработчика системы. Поэтому в дальнейшем будут рассматриваться методы программной настройки коэффициентов усиления регулятора, основанные на работе [3], в режиме реального времени без необходимости участия пользователя и с использованием нейронных сетей.

Системы управление с использованием нейросетей принято относить к классу нелинейных динамических систем. В таком ключе управление движущимися объектами или процессами, оценка их состояния, предсказание дальнейших ситуаций или отслеживание текущего состояния процессов являются неотъемлемыми функциями искусственной нейронной сети.

К настоящему моменту сложилось несколько подходов к определению нейросетевых систем управления. Во-первых, их можно трактовать как функцию адаптивного регулятора нелинейного многосвязного объекта. При таком подходе возможны два варианта функциональной работы нейросети. В первом — обучение и формирование управляющего воздействия на выходе устройства исполнения системы управления происходят одновременно. При этом цель управления объектом и цель обучения нейронной сети совпадают. Отражение этого можно найти в задании целевой функции системы, которая для них является единой. Обучение сети осуществляется в режиме реального времени, в темпе протекания системных процессов. Во втором варианте работу сети можно разбить на два этапа: предварительное обучение нейросети заданной оптимальной функции управления и этапа построения аппроксимации искомой функции в режиме управления объектом при близких к ним или тех же условиях. Целевые функционалы управления и обучения сети объектом могут различаться. Описанный способ использования нейронной сети для управления (супервизорное управление) распространен до сих пор, несмотря на то что процесс синтеза сетевого контроллера и настройка его параметров осуществляется не в

реальном времени. Выбор способа обучения сети зависит от особенностей задачи и определяет конкретный тип алгоритма для обучения нейронной сети.

Также нейронные сети часто рассматриваются как идентификаторы для оценивания вектора состояния нелинейных систем и как расширенные фильтры Калмана.

Более того, нейронные сети могут быть использованы в роли оптимизатора для настройки параметров регуляторов с типовыми законами регулирования и для настройки параметров алгоритмов адаптации, реализуемых на основе уже известных методов из теории адаптивных систем.

Для обозначения класса нелинейных систем с применением такого рода искусственных нейросетей используется термин «нейросетевые системы управления».

Даже при исходных реальных условиях системы управления возникают аналитические проблемы, с которыми приходится сталкиваться при проектировании контроллера для такой системы. Применение нейросетевой технологии позволяет в значительной мере уменьшить возникновение математических проблем аналитического синтеза и анализа свойств проектируемой системы. Настраиваемые многослойные нейросети обладают рядом достоинств, оправдывающих их применение в задачах управления нелинейными динамическими объектами. Это, во-первых, универсальные аппроксимационные свойства многослойных сетей, которые играют ключевую роль в формировании нелинейных алгоритмов управления.

Во-вторых, адаптивность нейросетевых структур вследствие их обучения в процессе функционирования, что позволяет корректировать в режиме реального времени функцию управления при неконтролируемых изменениях характеристик объекта, используя при этом текущую измерительную информацию системы.

В-третьих, способность нейросетей к параллельной обработке сигналов, что делает естественным их применение для управления многомерными объектами.

На основе теоремы Стоуна-Вейерштрасса было получено следующее заключение: «с помощью нелинейных нейронных сетей можно сколь угодно точно равномерно приблизить любую непрерывную функцию многих пере-

менных на любом замкнутом ограниченном множестве». Вывод послужил теоретическим обоснованием возможного применения многослойных нейросетей для формирования оптимальных управляющих функций в динамических системах. В силу своей структуры и алгоритмов обучения многослойные сети позволяют решать такие нелинейные задачи теории управления, которые традиционными аналитическими методами не всегда можно решить в полном объеме.

Постановка задачи

Целями настоящей работы является:

1. Построить математические модели для ряда прикладных задач с законом управления на базе асимптотического ПИД-регулятора;
2. Определить коэффициенты усиления закона системы управления на базе асимптотического ПИД-регулятора для выбранных математических моделей;
3. Рассмотреть возможность использования метода программной настройки коэффициентов усиления для нейросетевого управления;
4. Разработать нейросетевой алгоритм настройки коэффициентов ПИД-регулятора для систем автоматического управления.

Обзор литературы

Использование искусственных нейронных сетей для управления динамическими объектами впервые встречается в работах А. Д. Рябинина и А. М. Шквара еще в начале 1970-ых годов [4, 5]. Здесь нейронная регулирующая структура рассматривается в роли нейронного классификатора n -мерного фазового пространства, а сам процесс регулирования сводится к необходимому изменению вектора состояния в каналах обратной связи. Данная теория была описана и применена в рамках управления биологическими системами.

Данная проблема получила свое развитие в 80-ых годах в США, в связи с распространением и активным изучением подвижных роботов, в особенности их движения по аналитически заданным траекториям. Применение многослойных нейронных сетей с учителем в системах управления распространено и сегодня, однако теперь решение задачи включает и случай, когда траектории движения роботов не заданы заранее. Примерно в это же время многослойные сети начали использоваться в роли идентификаторов состояния нелинейных объектов.

Многослойная нейронная сеть, выполняющая функцию оптимизатора настроек параметров промышленного ПИД-регулятора, была рассмотрена Р. Г. Абиевым, Р. А. Алиевым и Р. Р. Алиевым в 1994 году [6]. Примечательно, что большинство работ по искусственным нейронным сетям и их применению опубликовано в зарубежных изданиях научной литературы. Российская библиография в этом направлении довольно скудна, а в приложениях к управлению динамическими объектами практически отсутствует.

Но лишь недавно появились первые результаты по использованию нейросетей для управления динамическими объектами. Можно сослаться, например, на редакционную статью Ф. Л. Льюиса и Т. Парисини 1998 года [7], в которой авторы определяют проблемы синтеза нейросетевых систем управления динамическими объектами. Эти проблемы касаются модификации алгоритмов настройки, модификации управления, синтеза структур нейросетевых систем управления, а также ограничений на скорость настройки параметров сети.

В литературе по применению нейросетей в задачах управления также отражены некоторые подходы к решению вышеперечисленных проблем.

Еще в 1992 году Р. М. Саннером и Жан-Жаком Э. Слотином [8] была разработана процедура синтеза системы управления нелинейными объектами с применением RBF-сети и достаточно подробно рассмотрены вопросы синтеза ее архитектуры и алгоритма настройки. Однако проблемы, связанные с нечувствительностью системы к неизмеряемым возмущениям и качеством процессов, не были решены.

В ряде других работ и в более позднее время, например, Дэвидом А. Уайтом, Дональдом А. Софджем или Йоханом А. К. Суйкенсом, Йосом П. Л. Вандевалле, Б. Л. де Муром [9,10] были предложены методы синтеза нейросетевых систем управления сложными техническими объектами, в частности, для решения задач управления угловым движением ракеты и синтеза нейросетевых автопилотов. Необходимо также заметить, что методы, описанные в этих работах, были протестированы на действующих моделях в реальных условиях при наличии помех и неточностей.

К. Ганди-Бурле, К. Кришнакумар, Г. Лаймс и Д. Брайант в трудах [11] рассматривают нейронно-адаптивную систему управления полетом, дополненную теорией линейного программирования и адаптивными методами критики для моделируемого самолета C-17. Система управления полетом состоит из прямого адаптивного управления, реализованного с помощью нейронной сети. Нейронные сети используются для обеспечения согласованных качеств управления в условиях полета и адаптации к изменениям в динамике самолета в режиме реального времени. Пилотные экспериментальные исследования с полным движением проводились на Boeing C-17, включающие пилотов НАСА и ВВС. Результаты демонстрируют потенциал для улучшения качества обслуживания и значительного увеличения выживаемости при различных условиях имитации отказа.

В пособии [12] В. А. Тереховым, Д. В. Ефимовым и И. Ю. Тюкиным были изложены вопросы теории и методы синтеза систем управления нелинейными динамическими объектами на основе обучаемых многослойных нейронных сетей. Более того, значительное внимание уделялось алгоритмам обучения нейросетей и их характеристикам, а рассмотренные ими примеры наглядно иллюстрируют использование многослойных нейронных систем в качестве нелинейных регуляторов.

Глава 1. Описание модели управления на базе асимптотического ПИД-регулятора

В задачах теории автоматического управления одной из часто встречающихся на практике является задача нахождения значений коэффициентов ПИД-регулятора, обеспечивающего режим управления, при котором качество системы управления будет наилучшим или же будет удовлетворять заданным требованиям. Как правило, эти требования выражаются в стремлении обеспечить показания ошибки отклонения переходного движения регулируемого процесса к требуемому в виде экспоненциально убывающего функционального закона. При этом само управляющее воздействие вырабатывается как реакция на входящие значения ошибки регулирования уже во время реализации работы системы управления. Если рассмотреть математическую модель закона управления как линейную комбинацию некоторых выражений, коэффициенты которых называют *коэффициентами усиления* системы управления, и учесть, что во многих технических системах коэффициенты усиления во все время движения сохраняют постоянное значение, то можно свести задачу к нахождению программного управления на базе структуры управления ПИД-регулятора. Полученное программное управление должно обеспечивать требуемый уровень качества управления и соответствующие значения ошибки регулирования.

В представленной работе разрабатывается алгоритм поиска коэффициентов усиления закона управления на базе ПИД-регулятора для ряда прикладных задач: автоматизированного позиционирования яхт в судовом доке и некоторой модели орбитального спуска.

§1. Общий вид закона системы управления

Обычно структура управления уже бывает заранее выбрана, и задача управления динамическим процессом сводится к нахождению соответствующих коэффициентов усиления, сохраняющих постоянное значение во все время управления движением. Опишем способ построения системы управления в виде линейной комбинации вполне определенных выражений на базе структуры ПИД-регулятора.

Существуют различные способы описания систем с заданным законом управления. В дальнейшем будем рассматривать закон управления, который представляется в виде линейных комбинаций некоторых выражений, а коэффициенты этих линейных комбинаций будем называть *коэффициентами усиления* системы. После выбора структуры закона управления основная задача при проектировании системы управления сводится к отысканию таких коэффициентов усиления, при которых качество системы управления будет наилучшим или же будет удовлетворять заданным требованиям.

Рассмотрим математическую модель закона регулирования, основанную на использовании ПИД-регулятора. Тогда коэффициенты усиления во все время движения будут сохранять постоянное значение.

Пусть движение управляемого объекта описывается системой дифференциальных уравнений

$$\dot{X} = A(t)X + B(t)u + f(t), \quad (1)$$

где $x = (x_1, \dots, x_n)^T$ — вектор состояния системы под действием управления $u = (u_1, u_2, u_3)^T$, компоненты которого являются постоянными величинами при ограничениях $|u_i| < 1$, $i = 1, 2, 3$. Элементы матриц $A(t)$, $B(t)$ и вектора $f(t)$ будем считать вещественными, непрерывными функциями при $t \in [0, T]$, их размерности $(n \times n)$, $(n \times 3)$ и $(n \times 1)$ соответственно. Здесь матрица $B(t)$ определяется заранее заданным вещественным и непрерывным при $t \in [0, T]$ вектором

$$b(t) = \begin{pmatrix} b_1(t) \\ \vdots \\ b_n(t) \end{pmatrix}$$

следующим образом:

$$B(t) = \begin{pmatrix} b(t), \int_0^t b(\tau) d\tau, \dot{b}(t) \end{pmatrix}.$$

Под обозначением $u = (u_1, u_2, u_3)^T$ будем понимать соответственно посто-

янные коэффициенты усиления, которые назовем *пропорциональной, интегрирующей и дифференцирующей* составляющей линейной комбинации закона управления.

Замечание. Здесь предполагаем, что все компоненты вектора $b(t)$ экспоненциально стремятся к нулю. Тогда за счет правильного выбора закона управления u будем добиваться, чтобы и программное движение также экспоненциально стремилось к нулю.

Задачи управления часто встречаются в космических исследованиях при построении траекторий или описании законов полета различных объектов, биологических проблемах, а также во множестве других направлений. Для более наглядного иллюстрирования поставленной цели рассмотрим несколько конкретных примеров практических задач.

§2. Модель орбитального спуска, согласованная по углу вращения

Пусть космическому аппарату необходимо состыковаться со станцией, вращающейся по круговой орбите, или просто выйти на некоторую орбиту определенного радиуса, продолжив свой полет. Для построения желаемой траектории поставим задачу управления без учета физической модели.

Модель орбитального спуска, записанная в полярных координатах, с учетом вида системы (3), представляется следующим образом

$$\begin{pmatrix} \dot{\rho} \\ \dot{\varphi} \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} -1 & 0 \\ 0 & 0 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} \rho \\ \varphi \end{pmatrix} + \begin{pmatrix} b_1(t) & \int_0^t b_1(\tau) d\tau & \dot{b}_1(t) \\ b_2(t) & \int_0^t b_2(\tau) d\tau & \dot{b}_2(t) \end{pmatrix} \begin{pmatrix} u_1 \\ u_2 \\ u_3 \end{pmatrix} + \begin{pmatrix} 0 \\ 1 \end{pmatrix}. \quad (2)$$

Задав начальную точку (ρ_0, φ_0) и функции

$$\begin{aligned} b_1(t) &= -(\rho_0 - 1)e^{-t}, \\ b_2(t) &= -\varphi_0 e^{-t}, \end{aligned}$$

укажем способ нахождения (настройки) коэффициентов усиления u_1, u_2, u_3 для закона управления на базе ПИД-регулятора, определяющего траекторию выхода на орбиту $\rho = 1$, согласованную по углу вращения с законом $\varphi = t$.

Однако не всегда удастся подобрать или хотя бы приблизиться к ограничениям по выбору коэффициентов. Описанный выше случай не позволяет вручную прийти к какому-либо результату. Именно поэтому и возникает необходимость применения нейронных сетей или постановки задачи нейроуправления.

Теперь рассмотрим несколько иной вид системы управления. В силу независимости между собой уравнений системы (2), такая траектория движения реализуется при коррекции схемы управления следующего вида:

$$B(t)u = \begin{pmatrix} b_1(t) & \int_0^t b_1(\tau) d\tau & \dot{b}_1(t) \\ 0 & 0 & 0 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} u_1^{(1)} \\ u_2^{(1)} \\ u_3^{(1)} \end{pmatrix} + \\ + \begin{pmatrix} 0 & 0 & 0 \\ b_2(t) & \int_0^t b_2(\tau) d\tau & \dot{b}_2(t) \end{pmatrix} \begin{pmatrix} u_1^{(2)} \\ u_2^{(2)} \\ u_3^{(2)} \end{pmatrix},$$

и аналитическим путем определенных соотношений для коэффициентов усиления:

$$\begin{aligned} u_1^{(1)} &= u_2^{(1)}, & u_1^{(2)} &= u_3^{(2)}, \\ u_3^{(1)} &= 0 & \text{и} & & u_2^{(2)} &= 0. \end{aligned}$$

Здесь произвольные коэффициенты $u_2^{(1)}$ и $u_3^{(2)}$ подбираются исходя из условий ограничения на управление u :

$$|u_i| < 1, \quad i = 1, 2, 3.$$

График спуска космического аппарата на орбиту для данного вида управления приведен на рис. 3.

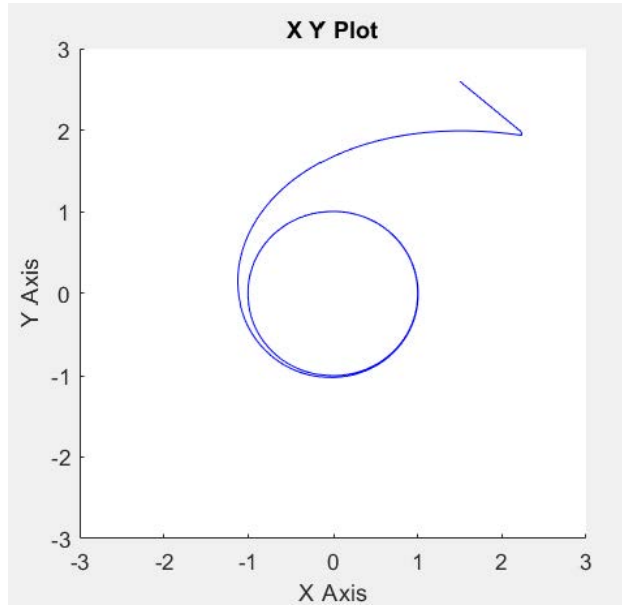


Рис. 3: Схема орбитального спуска при $\rho_0 = 3$ и $\varphi_0 = \pi/3$

§3. Задача позиционирования яхт в судовом доке

Рассмотрим теперь задачу автоматизированного позиционирования яхт в судовом доке, схематично изображенную на рисунке 4. Необходимо составить систему уравнений, описывающую положение яхты, а также предложить закон управления на базе асимптотического ПИД-регулятора для позиционирования яхты вдоль оси x .

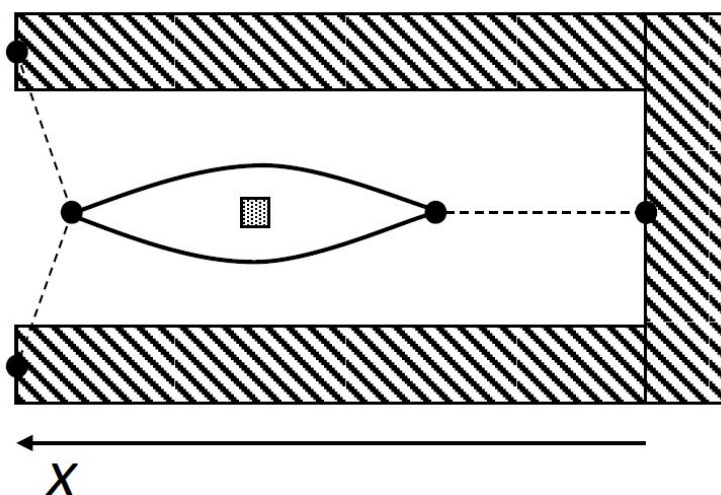


Рис. 4: Судовой док с яхтой (вид сверху)

Для этого введем некоторые предположения. Пусть усилия, передаваемые левыми лебедками, всегда равны, сила трения, действующая на яхту, пропорциональна ее скорости движения, а отрицательное ускорение яхты без воздействия лебедок при движении со скоростью 5 м/с составляет 1 м/с².

Применим второй закон Ньютона для нашей задачи

$$m\vec{W} = \sum_{i=1}^n \vec{F}_i.$$

Спроецировав на ось x , с учетом вышеперечисленных предположений получим следующее дифференциальное уравнение второго порядка

$$m\ddot{x} = F_u - F_{\text{тр}},$$

где x — расстояние, m — масса, $F_u = u$ — сила управляющего воздействия, $F_{\text{тр}} = -k\dot{x}$ — сила трения, действующая пропорционально скорости

движения яхты, а коэффициент трения $k = m/5$.

Введем новую переменную — скорость $v = \dot{x}$ и перейдем к системе уравнений первого порядка

$$\begin{cases} \dot{x} &= v, \\ \dot{v} &= \frac{1}{m}u - \frac{1}{5}v. \end{cases}$$

Или в матричном виде

$$\begin{pmatrix} \dot{x} \\ \dot{v} \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} 0 & 1 \\ 0 & -\frac{1}{5} \end{pmatrix} \begin{pmatrix} x \\ v \end{pmatrix} + \begin{pmatrix} 0 \\ \frac{u}{m} \end{pmatrix}.$$

Применительно к системе в общем виде, для системы управления на основе ПИД-регулятора будет выполняться

$$\begin{pmatrix} \dot{x} \\ \dot{v} \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} 0 & 1 \\ 0 & -\frac{1}{5} \end{pmatrix} \begin{pmatrix} x \\ v \end{pmatrix} + \begin{pmatrix} 0 & 0 & 0 \\ b(t) & \int_0^t b(\tau) d\tau & \dot{b}(t) \end{pmatrix} \begin{pmatrix} u_1 \\ u_2 \\ u_3 \end{pmatrix}.$$

Пусть скалярная функция $b(t)$ в случае с яхтой зависит от ее начального и конечного положения относительно оси x и принимается в виде

$$b(t) = (x_1 - x_0)e^{-t}.$$

Для аналитического поиска значений коэффициентов усиления u_1 , u_2 , u_3 на основе структуры ПИД-регулятора воспользуемся преобразованием Лапласа и методом неопределенных коэффициентов аналогично предыдущей задаче. Отсюда получим следующие условия, вводимые на коэффициенты

$$u_2 = 0, \quad u_3 = \frac{4}{5} + u_1,$$

где, опять же, произвольный коэффициент u_1 подбирается из условий допустимости.

Применив эти коэффициенты для закона ПИД-регулятора в задаче автоматического управления позиционированием яхты, ошибку, как по

расстоянию, так и по скорости, можно гарантированно получить экспоненциального вида. А само регулирование будет производиться без переключений.

График движения яхты в судовом доке при предложенном законе регулирования и с начальными данными $x_0 = 20$ м, $v_0 = 0$ м/с изображен на рисунке 5.

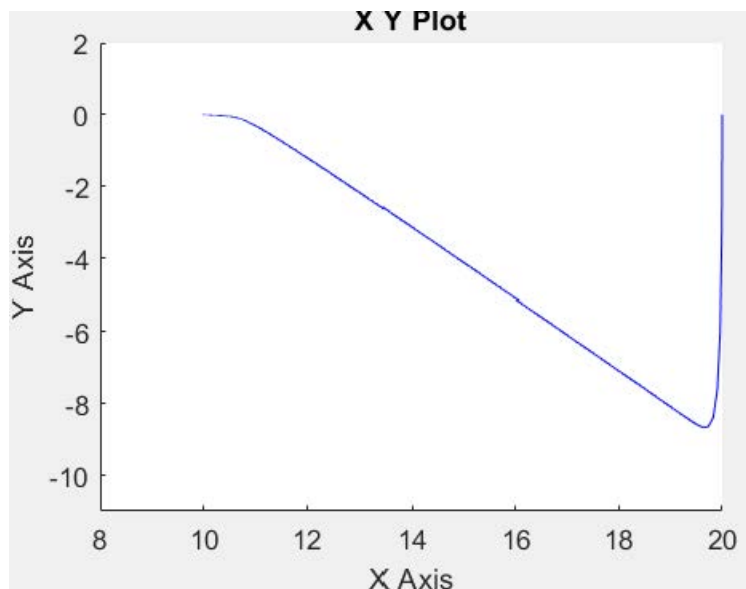


Рис. 5: Схема позиционирования яхты

Математическим моделированием в системе Simulink проверено, что полученные коэффициенты усиления можно использовать в качестве коэффициентов ПИД-регулятора, обеспечивающего требуемое качество управления.

Глава 2. Программная настройка коэффициентов усиления

Перед применением нейронной сети ее необходимо обучить. В роли «учителя» будем использовать метод В.И. Зубова [3] программной настройки коэффициентов усиления.

§1. Формализация метода

Рассмотрим простую динамическую систему, записанную в общем виде с учетом закона управления, в виде линейной комбинации на основе структуры ПИД-регулятора

$$\dot{X} = A(t)X + B(t)u + f(t), \quad (3)$$

где $x = (x_1, \dots, x_n)^T$ — вектор состояния системы под действием управления $u = (u_1, u_2, u_3)^T$, компоненты которого являются постоянными величинами при ограничениях $|u_i| < 1$, $i = 1, 2, 3$. Элементы матриц $A(t)$, $B(t)$ и вектора $f(t)$ будем считать вещественными, непрерывными функциями при $t \in [0, T]$, их размерности $(n \times n)$, $(n \times 3)$ и $(n \times 1)$ соответственно. Здесь матрица $B(t)$ определяется заранее заданным вещественным и непрерывным при $t \in [0, T]$ вектором

$$b(t) = \begin{pmatrix} b_1(t) \\ \vdots \\ b_n(t) \end{pmatrix}$$

следующим образом:

$$B(t) = \begin{pmatrix} b(t), \int_0^t b(\tau) d\tau, \dot{b}(t) \end{pmatrix}.$$

Выведем уравнения для поиска таких коэффициентов усиления u , при которых качество системы управления будет наилучшим или будет удовлетворять заданным требованиям. Во многих случаях эти коэффициенты усиления u все время движения сохраняют свое постоянное значение.

Далее будем считать, что вектор-функция $b(t)$ удовлетворяет неравенству

$$a_1 e^{-\lambda t} \leq \|b(t)\| \leq a_2 e^{-\lambda t}$$

при некоторых положительных λ и $a_1 \leq a_2$. Тогда за счет выбора управления u будем добиваться экспоненциальной устойчивости исходной системы.

Для удобства введем переобозначения для вектор-столбцов матрицы $B(t)$. Пусть

$$b(t) = B_1(t), \quad \int_0^t b(\tau) d\tau = B_2(t), \quad \dot{b}(t) = B_3(t),$$

где векторы $B_1(t), B_2(t), B_3(t)$ составляют матрицу $B(t)$.

Первоначально коэффициенты усиления u , рассматриваемые как управление, принимали постоянные значения. Однако для дальнейших исследований введем новое управление $\bar{u}(t)$, которое будет являться функцией времени, т. е.

$$u = \bar{u}(t)x.$$

Будем строить его таким образом, чтобы программное движение $x(t, \bar{u}(t))$ вместе с управлением $\bar{u}(t)$ задавало произведение $\bar{u}(t)x(t, \bar{u}(t))$ постоянным. Тогда получаем систему в новом виде

$$\dot{x} = \left(A(t) + \sum_{i=1}^3 B_i(t)\bar{u}_i(t) \right) x + f(t). \quad (4)$$

Пусть $Z(t, \bar{u})$ — матрица фундаментальной системы решений, отвечающая однородной системе (4) при $f(t) \equiv 0$. Тогда для $Z(t, \bar{u})$ будет выполняться

$$\dot{Z}(t, \bar{u}) = \left(A(t) + \sum_{i=1}^3 B_i(t)\bar{u}_i(t) \right) Z(t, \bar{u}),$$

а обратную к ней матрицу обозначим через $Z^{-1}(t, \bar{u})$.

Отсюда следует, что общее решение в форме Коши системы (4) при

начальных данных $x_0 = x(0)$ будет записываться в форме

$$x(t, \bar{u}) = Z(t, \bar{u})x_0 + Z(t, \bar{u}) \int_0^t Z^{-1}(\tau, \bar{u})f(\tau) d\tau. \quad (5)$$

§2. Определение условий оптимальности закона управления

Как правило, на выбор управления накладываются ограничения, вызванные практическими (техническими, физическими или экономическими) требованиями. Поэтому учтем эту возможность и добавим условия допустимости на значения коэффициентов усиления:

$$\int_0^T \sum_{i=1}^3 \bar{u}_i^2(t) dt \leq k,$$

где параметр k — положительная постоянная, а T — длина интервала времени, на котором будет действовать программный закон управления в виде зафиксированных коэффициентов усиления $\bar{u}(t)$.

Введем в рассмотрение функционал

$$J(\bar{u}) = x^2(t, \bar{u}), \quad (6)$$

где $x(t, \bar{u})$ — решение задачи Коши вида (5), определяемое функциональным законом коэффициентов усиления $\bar{u}(t)$ в течение интервала времени $[0, T]$.

Следуя [3], далее предположим существование оптимального управления

$$\bar{u}^{(0)} = \left(\bar{u}_1^{(0)}(t), \bar{u}_2^{(0)}(t), \bar{u}_3^{(0)}(t) \right)^T,$$

доставляющего функционалу (6) минимально возможное значение, при одновременном выполнении условия

$$\int_0^T \sum_{i=1}^3 \left(\bar{u}_i^{(0)}(t) \right)^2 dt = k.$$

Тогда понятно, что любое другое управление из некоторой локальной близости к оптимальному будет иметь вид

$$\bar{u} = u^{(0)} + \varepsilon v = \left(\bar{u}_1^{(0)}(t) + \varepsilon v_1(t), \bar{u}_2^{(0)}(t) + \varepsilon v_2(t), \bar{u}_3^{(0)}(t) + \varepsilon v_3(t) \right)^T,$$

и для него также должно выполняться условие допустимости, но при этом обязательно будет верным неравенство

$$J(\bar{u}^{(0)}) \leq J(\bar{u}^{(0)} + \varepsilon v)$$

для всех достаточно малых ε . Тогда, с учетом своего выбора, будем принимать вектор-функцию $v(t)$, удовлетворяющей требованию

$$\int_0^T \sum_{i=1}^3 v_i(t) \bar{u}_i^{(0)}(t) dt \neq 0 \quad (7)$$

и, следовательно, при выполнении условий допустимости для неоптимального управления $\bar{u} = \bar{u}^{(0)} + \varepsilon v$ и учета квадрата под знаком интеграла в этом условии замечаем, что

$$\text{sign } \varepsilon = - \text{sign} \int_0^T \sum_{i=1}^3 v_i(t) u_i^{(0)}(t) dt.$$

Из необходимости минимизации функционала $J(\bar{u}^{(0)} + \varepsilon v)$ при значении параметра $\varepsilon = 0$ будут обязательно выполняться следующие неравенства:

$$\begin{aligned} \text{a) } \frac{dJ}{d\varepsilon} \geq 0 \quad \text{при} \quad \varepsilon > 0 \quad \text{или} \quad \int_0^T \sum_{i=1}^3 v_i(t) u_i^{(0)}(t) dt < 0; \\ \text{b) } \frac{dJ}{d\varepsilon} \leq 0 \quad \text{при} \quad \varepsilon < 0 \quad \text{или} \quad \int_0^T \sum_{i=1}^3 v_i(t) u_i^{(0)}(t) dt > 0. \end{aligned} \quad (8)$$

Далее предположим, что структура производной функционала $J(u)$ может быть вида

$$\frac{dJ(\bar{u}^{(0)} + \varepsilon v)}{d\varepsilon} = \int_0^T \sum_{i=1}^3 \varphi_i(\bar{u}^{(0)}) v_i(t) dt, \quad (9)$$

где $\varphi_i(\bar{u}^{(0)})$ — определяемые позднее функции, но зависящие от оптималь-

ного управления и от правых частей ситемы (4).

Покажем, что такое предположение имеет место. Если считать, что $\bar{u}_1^{(0)}(t) \neq 0$, но при этом допускать, что управления $v_2(t) = v_3(t) = 0$ и $v_1(t) = \alpha \bar{u}_1^{(0)}(t) + \omega(t)$, где константа

$$\alpha = \frac{\int_0^T v_1(t) \bar{u}_1^{(0)}(t) dt}{\int_0^T \left(\bar{u}_1^{(0)}(t) \right)^2 dt},$$

то прямой подстановкой в (7) получаем, что

$$\int_0^T \bar{u}_1^{(0)}(t) \omega(t) dt = 0,$$

т. е. функция $\omega(t)$ будет ортогональной к $\bar{u}_1^{(0)}(t)$. Далее отмечая, что для каждого управления вида $v_1(t) = \alpha \bar{u}_1^{(0)}(t) + \beta \omega(t)$ при любом β , находим, что всякое из неравенств (8) (например а)), с учетом выбора структуры в виде (9), при достаточно большой по модулю величине параметра β будет нарушаться

$$\begin{aligned} \int_0^T \sum_{i=1}^3 \varphi_i(t) v_i(t) dt &= \int_0^T \varphi_1(t) v_1(t) dt = \\ &= \beta \int_0^T \varphi_1(t) \omega(t) dt + \alpha \int_0^T \varphi_1(t) \bar{u}_1^{(0)}(t) dt < 0, \end{aligned}$$

а выполняться может лишь при одном условии:

$$\int_0^T \varphi_1(t) \omega(t) dt = 0.$$

Эти рассуждения показывают, что функция $\varphi_1(t)$ ортогональна ко всякой функции, ортогональной к $\bar{u}_1^{(0)}(t)$, т. е. можно считать, что $\varphi_1 = \alpha_1 \bar{u}_1^{(0)}(t)$.

Аналогично действуя, приходим к выводу, что

$$\varphi_i = \alpha_i \bar{u}_i^{(0)}(t)$$

при некоторых постоянных α_i , $i = 1, 2, 3$. Выразим из этих уравнений оптимальное управление $\bar{u}^{(0)}$ в виде

$$\bar{u}_i^{(0)}(t) = \beta_i \varphi_i(t), \quad (10)$$

где константы

$$\beta_i = \frac{\int_0^T \bar{u}_i^{(0)}(t) \varphi_i(t) dt}{\int_0^T \varphi_i^2(t) dt}, \quad i = 1, 2, 3. \quad (11)$$

Полученные зависимости (10), (11) являются следствиями соотношений (8) и, по своему существу, представляют собой необходимые условия оптимальности управлений

$$\bar{u}_1^{(0)}(t), \bar{u}_2^{(0)}(t), \bar{u}_3^{(0)}(t)$$

на отрезке времени $[0, T]$.

§3. Построение функций структуры производной функционала

Сформулируем теперь общий принцип фактического нахождения функций $\varphi_i(\bar{u}^{(0)}(t))$, которые определяют способ программной настройки коэффициентов усиления $\bar{u}^{(0)}$ согласно уравнениям (10), (11).

Найдем сначала производную от функционала: $dJ(\bar{u}^{(0)} + \varepsilon v) / d\varepsilon$ при $\varepsilon = 0$ и времени $t = T$. Для этого по формуле общего решения в форме Коши предварительно выведем

$$\begin{aligned}
 \frac{dx(T, \bar{u}^{(0)} + \varepsilon v)}{d\varepsilon} &= x_0 \frac{dZ(T, \bar{u}^{(0)} + \varepsilon v)}{d\varepsilon} + \frac{dZ(T, \bar{u}^{(0)} + \varepsilon v)}{d\varepsilon} \times \\
 &\times \int_0^T Z^{-1}(t, \bar{u}^{(0)} + \varepsilon v) f(t) dt + Z(T, \bar{u}^{(0)} + \varepsilon v) \int_0^T \frac{dZ^{-1}(t, \bar{u}^{(0)} + \varepsilon v)}{d\varepsilon} f(t) dt = \\
 &= x_0 Z(T, \bar{u}^{(0)} + \varepsilon v) \int_0^T \sum_{i=1}^3 B_i(t) v_i(t) dt + Z(T, \bar{u}^{(0)} + \varepsilon v) \int_0^T \sum_{i=1}^3 B_i(t) v_i(t) dt \times \\
 &\times \int_0^T Z^{-1}(t, \bar{u}^{(0)} + \varepsilon v) f(t) dt - Z(T, \bar{u}^{(0)} + \varepsilon v) \int_0^T Z^{-1}(t, \bar{u}^{(0)} + \varepsilon v) \times \\
 &\times \int_0^t \sum_{i=1}^3 B_i(\tau) v_i(\tau) d\tau f(t) dt = x_0 Z(T, \bar{u}^{(0)} + \varepsilon v) \int_0^T \sum_{i=1}^3 B_i(t) v_i(t) dt + \\
 &+ Z(T, \bar{u}^{(0)} + \varepsilon v) \int_0^T \sum_{i=1}^3 B_i(t) v_i(t) dt \int_0^T Z^{-1}(t, \bar{u}^{(0)} + \varepsilon v) f(t) dt - \\
 &- Z(T, \bar{u}^{(0)} + \varepsilon v) \int_0^T \int_0^t \sum_{i=1}^3 B_i(\tau) v_i(\tau) d\tau d \left(\int_0^t Z^{-1}(\tau, \bar{u}^{(0)} + \varepsilon v) f(\tau) d\tau \right) = \\
 &= x_0 Z(T, \bar{u}^{(0)} + \varepsilon v) \int_0^T \sum_{i=1}^3 B_i(t) v_i(t) dt + \\
 &+ Z(T, \bar{u}^{(0)} + \varepsilon v) \int_0^T \int_0^t Z^{-1}(\tau, \bar{u}^{(0)} + \varepsilon v) f(\tau) d\tau \cdot \sum_{i=1}^3 B_i(t) v_i(t) dt.
 \end{aligned}$$

Тогда, приняв момент времени $t = T$, находим

$$\begin{aligned}
\left. \frac{dJ(\bar{u}^{(0)} + \varepsilon v)}{d\varepsilon} \right|_{\varepsilon=0} &= 2x(T, \bar{u}^{(0)}) \left. \frac{dx(T, \bar{u}^{(0)} + \varepsilon v)}{d\varepsilon} \right|_{\varepsilon=0} = \\
&= 2 \left(x_0 Z(T, \bar{u}^{(0)}) + Z(T, \bar{u}^{(0)}) \int_0^T Z^{-1}(t, \bar{u}^{(0)}) f(t) dt \right) \times \\
&\quad \times \left(x_0 Z(T, \bar{u}^{(0)}) \int_0^T \sum_{i=1}^3 B_i(t) v_i(t) dt + \right. \\
&\quad \left. + Z(T, \bar{u}^{(0)}) \int_0^T \int_0^t Z^{-1}(\tau, \bar{u}^{(0)}) f(\tau) d\tau \cdot \sum_{i=1}^3 B_i(t) v_i(t) dt \right) = \\
&= \int_0^T \sum_{i=1}^3 \varphi_i(t, \bar{u}^{(0)}) v_i(t) dt,
\end{aligned}$$

где

$$\begin{aligned}
\varphi_i(t, \bar{u}^{(0)}) &= 2 \left(Z(T, \bar{u}^{(0)}) x_0 + Z(T, \bar{u}^{(0)}) \int_0^T Z^{-1}(\tau, \bar{u}^{(0)}) f(\tau) d\tau \right) \times \\
&\quad \times \left(Z(T, \bar{u}^{(0)}) x_0 + Z(T, \bar{u}^{(0)}) \int_0^T Z^{-1}(\tau, \bar{u}^{(0)}) f(\tau) d\tau \right) B_i(t). \quad (12)
\end{aligned}$$

В этой формуле ясно видно, что функции $\varphi_i(t, \bar{u}^{(0)})$ зависят по индексу i только через соответствующую функцию $B_i(t)$.

Таким образом, определив вид функций $\varphi_i(t, \bar{u}^{(0)})$ через зависимость от оптимального управления $\bar{u}^{(0)}$ и вида системы (4), в дальнейшем будет предложен алгоритм программной настройки коэффициентов усиления u , который будет выполнять роль «учителя» в нейросетевой настройке коэффициентов ПИД-регулятора для соответствующей задачи автоматического управления.

Глава 3. Нейросетевая настройка в задачах автоматического управления

Гибридными системами нейрорууправления называют нейронные сети, работающие с ПИД-регуляторами, обычными контролерами и другими видами контроллеров. Благодаря гибридному управлению появляется возможность осуществления самонастройки ПИД-регулятора с использованием нейронных сетей в режиме реального времени. Основой управления с использованием ПИД-алгоритма является минимизация ошибки обратной связи. Контроллер вырабатывает сигнал, который представляется в виде взвешенной суммы дифференциальной, интегральной и пропорциональной частей. При настройке ПИД-регулятора вырабатываются коэффициенты u_1, u_2, u_3 . Данная настройка может быть выполнена численно по правилу Коэна-Куна, правилу Зиглера-Никольса или иными методами. В нашем случае она производится с использованием нейронной сети.

§1. Настройка коэффициентов усиления

Далее вкратце опишем алгоритм действия обученной системы нейрорууправления. На такте нейронная сеть получает уставку и генерирует коэффициенты управления ПИД-регулятора, которые поступают на ПИД-регулятор вместе со значением текущей ошибки обратной связи $e(k)$. ПИД-регулятор рассчитывает управляющий сигнал по формуле:

$$u(k) = u(k-1) + u_1(k)(e(k) - e(k-1)) + \\ + u_2(k)e(k) + u_3(k)(e(k) - 2e(k-1) + e(k-2)),$$

применяемой для дискретных ПИД-регуляторов и подает его на объект управления. Обучение нейросети происходит в режиме реального времени по ошибке обратной связи.

Пусть все время наблюдений будет разбито на временные отрезки длиной T :

$$[0, T], [T, 2T], [2T, 3T], \dots .$$

В рамках каждого отдельного отрезка

$$[sT, (s + 1)T], \quad s = 0, 1, 2, \dots$$

будем использовать в роли «учителя» для нейронной сети (см. рис. 6) метод программной настройки коэффициентов усиления, описанный ранее.

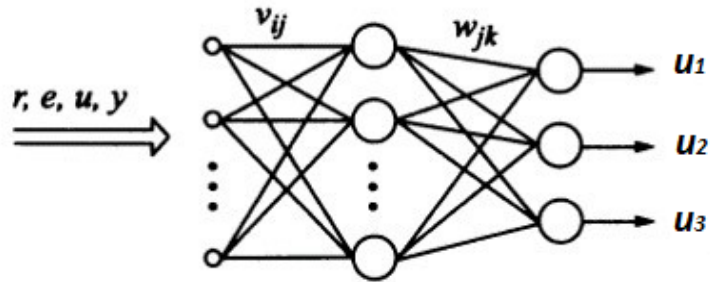


Рис. 6: Схема нейронной сети

Структура системы автоматического регулирования, включающая в себя нейронную сеть в роли настройки коэффициентов, с использованием ПИД-регулятора, схематично изображена на рис 7. Здесь нейронная сеть выполняет роль некоторого функционального преобразователя, вырабатывающего для набора сигналов r, e, u, y искомые коэффициенты ПИД-регулятора u_1, u_2, u_3 .

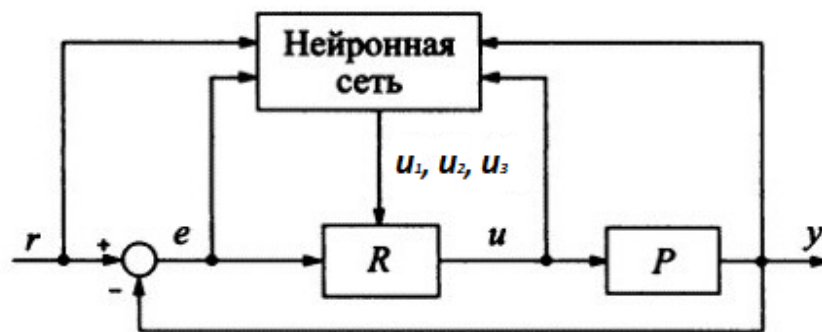


Рис. 7: Структура ПИД-регулятора с блоком автонастройки на основе нейронной сети

§2. Модификация метода В. И. Зубова программной настройки коэффициентов усиления

Рассмотрим способ приближенного построения оптимального управления, основанный на использовании соотношений (10), (11) и положим

$$\bar{u}_i^{(l+1)} = \alpha(\bar{u}^{(l)})\beta_i(\bar{u}^{(l)})\varphi_i(\bar{u}^{(l)}), \quad i = 1, 2, 3.$$

Здесь $\bar{u}^{(l)} = (\bar{u}_1^{(l)}, \bar{u}_2^{(l)}, \bar{u}_3^{(l)})^T$ — l -ое последовательное приближение, а постоянные множители β имеют вид

$$\beta_i(\bar{u}^{(l)}) = \frac{\int_0^T \bar{u}_i^{(l)}(t)\varphi_i(t, \bar{u}^{(l)}) dt}{\int_0^T \varphi_i^2(t, \bar{u}^{(l)}) dt}, \quad i = 1, 2, 3.$$

Величина $\alpha(\bar{u}^{(l)})$ выбирается так, чтобы $\int_0^T \sum_{i=1}^3 (\bar{u}_i^{(l+1)}(t))^2 dt = k$, т. е.

$$\begin{aligned} k &= \int_0^T \sum_{i=1}^3 (\bar{u}_i^{(l+1)}(t))^2 dt = \sum_{i=1}^3 \int_0^T (\bar{u}_i^{(l+1)}(t))^2 dt = \\ &= \alpha^2(\bar{u}^{(l)}) \sum_{i=1}^3 \frac{\left(\int_0^T \bar{u}^{(l)}(t)\varphi_i(t, \bar{u}^{(l)}) dt \right)^2}{\left(\int_0^T \varphi_i^2(t, \bar{u}^{(l)}) dt \right)^2} \int_0^T \varphi_i^2(t, \bar{u}^{(l)}) dt = \\ &= \alpha^2(\bar{u}^{(l)}) \sum_{i=1}^3 \frac{\left(\int_0^T \bar{u}^{(l)}(t)\varphi_i(t, \bar{u}^{(l)}) dt \right)^2}{\int_0^T \varphi_i^2(t, \bar{u}^{(l)}) dt}. \end{aligned}$$

Откуда

$$\alpha(\bar{u}^{(l)}) = \sqrt{k \left(\sum_{i=1}^3 \frac{\left(\int_0^T \bar{u}^{(l)}(t) \varphi_i(t, \bar{u}^{(l)}) dt \right)^2}{\int_0^T \varphi_i^2(t, \bar{u}^{(l)}) dt} \right)^{-1}}.$$

Таким образом, следуя [3], строится последовательность, аппроксимирующая оптимальное управление $\bar{u}^{(0)}$ для всего промежутка наблюдения $[0, T]$.

Заметим, что в предлагаемом методе [3] не указывается на каком шаге построения приближенного управления остановить свой выбор. Зафиксировав какое-либо приближенное управление $\bar{u}^{(l)}(t)$, получаем изменяемое со временем управление (в нашем случае — изменяемые во времени $[0, T]$ коэффициенты ПИД-регулятора). Однако данное управление будет лишено возможности коррекции в случае превышения значения ошибки регулирования, вызванного, например, фиксацией недостаточно большого шага приближения или наличием непредвиденного случайного возмущения функции $f(t)$ (хотя она и считается детерминированной).

Так как на практике управление динамическими процессами происходит в режиме реального времени с помощью технических средств (контроллеров) и широким применением компьютерных специализированных программ, позволяющих генерировать управляющие приказы до 10000 в секунду, то разумно разработать способ самонастройки управляющего воздействия. Укажем такой способ, основанный на модификации изложенного выше метода В. И. Зубова принятого в качестве «учителя» в разрабатываемом нейросетовом методе настройки коэффициентов усиления ПИД-регулятора в задачах автоматического управления.

Примем теперь весьма важное уточнение: будем считать, что время T является не всем временем наблюдения управляемого динамического процесса, а всего лишь его достаточно малым отрезком алгоритмической шаговой дискретизации (не временным шагом дискретизации, используемой при вычислениях). Т. е. все время наблюдений будет разбито на временные

отрезки длиной T :

$$[0, T], [T, 2T], [2T, 3T], \dots$$

В рамках каждого отдельного отрезка

$$[sT, (s+1)T], \quad s = 0, 1, 2, \dots$$

будем применять метод программной настройки коэффициентов усиления.

В качестве первого приближения $\bar{u}^{(1,s)}$ берутся постоянные значения $\bar{u}^{(2,s-1)}(sT)$, полученные на предыдущем шаге алгоритма с помощью управления $\bar{u}^{(2,s-1)}$ в момент времени sT соответствующего временного отрезка алгоритмической дискретизации $[(s-1)T, sT]$. При этом начальная точка x_0 из формулы (5) будет также задаваться значением $x(sT, \bar{u}^{(2,s-1)})$, полученным в граничный момент времени.

Таким образом, на данном этапе определим следующее приближение:

$$\bar{u}_i^{(2,s)}(t) = \alpha \left(\bar{u}^{(2,s-1)}(sT) \right) \beta_i \left(\bar{u}^{(2,s-1)}(sT) \right) \varphi_i \left(t, \bar{u}^{(2,s-1)}(sT) \right),$$

где функции $\varphi_i^{(s)}(\bar{u}^{(2,s-1)}(sT))$, $i = 1, 2, 3$ находятся по формулам (12), с учетом временного сдвига $t = t + sT$ для всех входящих в эту формулу функций

$$\begin{aligned} \varphi_i \left(t, \bar{u}^{(2,s-1)}(sT) \right) = & 2 \left(x \left(sT, \bar{u}^{(2,s-1)} \right) Z \left((s+1)T, \bar{u}^{(2,s-1)}(sT) \right) + \right. \\ & \left. + Z \left((s+1)T, \bar{u}^{(2,s-1)}(sT) \right) \int_{sT}^{(s+1)T} Z^{-1} \left(\tau, \bar{u}^{(2,s-1)}(sT) \right) f(\tau) d\tau \right) \times \\ & \times \left(x \left(sT, \bar{u}^{(2,s-1)} \right) Z \left((s+1)T, \bar{u}^{(2,s-1)}(sT) \right) + \right. \\ & \left. + Z \left((s+1)T, \bar{u}^{(2,s-1)}(sT) \right) \int_{sT}^{(s+1)T} Z^{-1} \left(\tau, \bar{u}^{(2,s-1)}(sT) \right) f(\tau) d\tau \right) B_i(t). \end{aligned}$$

Получаем итоговое выражение для β_i :

$$\beta_i\left(\bar{u}^{(2,s-1)}(sT)\right) = \frac{\int_{sT}^{(s+1)T} \bar{u}_i^{(2,s-1)}(sT) \varphi_i\left(t, \bar{u}^{(2,s-1)}(sT)\right) dt}{\int_{sT}^{(s+1)T} \varphi_i^2\left(t, \bar{u}^{(2,s-1)}(sT)\right) dt}, \quad i = 1, 2, 3$$

и для константы α :

$$\alpha\left(\bar{u}^{(2,s-1)}(sT)\right) = \sqrt{k \left(\sum_{i=1}^3 \frac{\left(\int_{sT}^{(s+1)T} \bar{u}_i^{(2,s-1)}(sT) \varphi_i\left(t, \bar{u}^{(2,s-1)}(sT)\right) dt \right)^2}{\int_{sT}^{(s+1)T} \varphi_i^2\left(t, \bar{u}^{(2,s-1)}(sT)\right) dt} \right)^{-1}}.$$

Выводы

Основные результаты представленной дипломной работы:

- Рассмотрена структура системы управления на основе использования асимптотического ПИД-регулятора;
- Для ряда практических задач подобраны параметрические зависимости для коэффициентов усиления;
- Описан и реализован метод программной настройки коэффициентов усиления для выбранной структуры управления;
- Определены условия оптимальности закона управления;
- Для нейросетевого расчета коэффициентов ПИД-регулятора использована нейронная сеть с учителем на базе выбранной структуры программной настройки коэффициентов усиления;
- Результаты работы проиллюстрированы с использованием вспомогательных сред.

Заключение

За последние 20 лет нейроуправление получило значительное развитие. В одном из первых обзоров данной области было обозначено, что задачи разработки нейросистем для управления нелинейными динамическими объектами является наиболее перспективными. Действительно, доминирующая доля внимания была уделена именно этим задачам. Как результат, было получено множество успешных примеров работающих систем описанного вида, а разработанный относительно недавно метод адаптивной критики получил статус эффективного и универсального метода нейроуправления. Кроме того, была продемонстрирована наилучшая адаптация рекуррентных сетей типа NARX для моделирования динамическими системами в сравнении с другими типами сетей, что привело к их распространению в качестве идентификаторов объектов управления в непрямых и прогнозирующих методах нейроуправления.

В данной работе показана возможность построения системы управления на базе ПИД-регулятора. На примере практических задач представлен метод настройки коэффициентов усиления, определяющий программные управления на основе предложенной структуры. Математическим моделированием в системе Simulink проверено, что полученные коэффициенты усиления можно использовать в качестве коэффициентов ПИД-регулятора, гарантирующего требуемое качество управления.

Результаты были представлены на LI международной научной конференции аспирантов и студентов «Процессы управления и устойчивость», а также вошли в статью Кондратюк А. С., Давыденко А. А., Степенко Н. А. Регулировка коэффициентов усиления системы управления на основе ПИД-регулятора // Процессы управления и устойчивость. СПб.: Издательский Дом Федоровой Г. В., 2020.

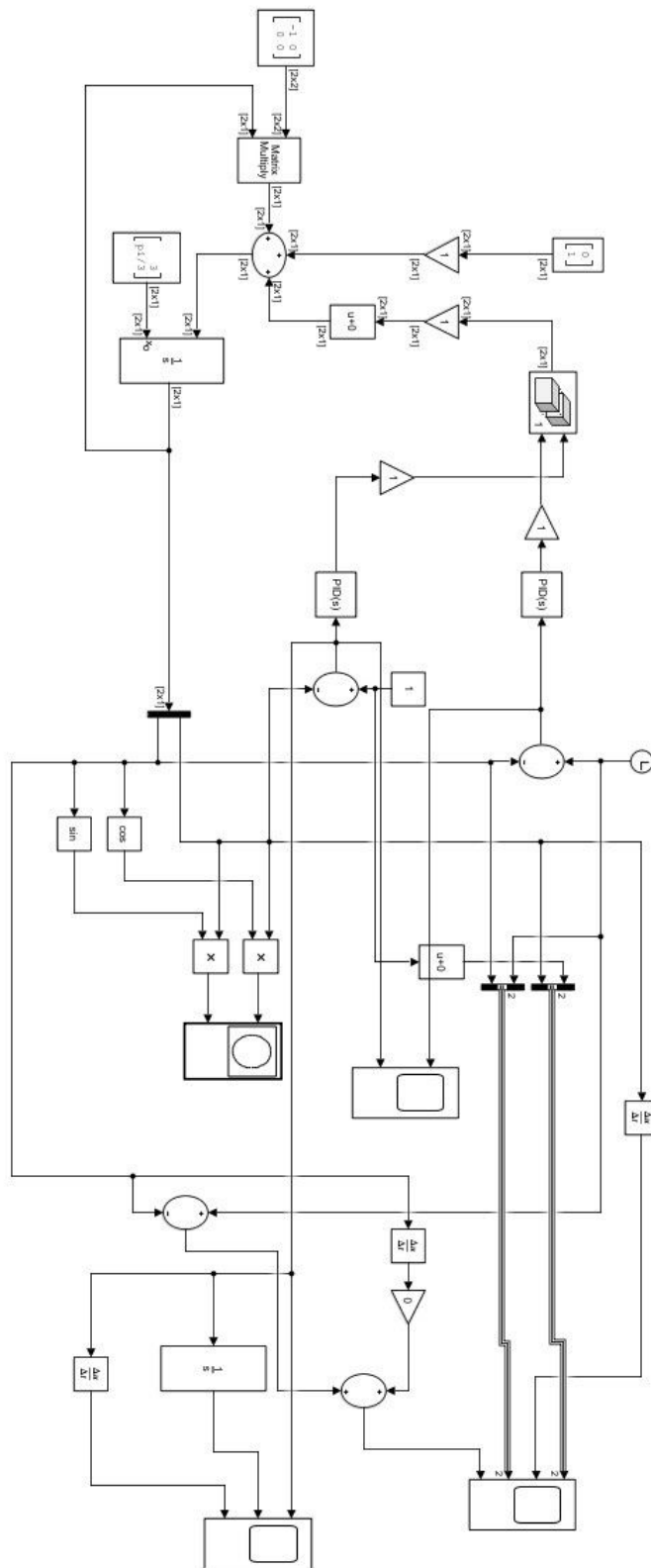
Список литературы

- [1] Hastie T., Tibshirani R., Friedman J. The Elements of Statistical Learning. Springer, 2014. 739 p.
- [2] Никулин Е. А. Основы теории автоматического управления. Частотные методы анализа и синтеза систем / Учеб. пособие для вузов, СПб.: БХВ-Петербург, 2004. 640 с.
- [3] Зубов В. И. Лекции по теории управления, М.: Наука, 1975. 496 с.
- [4] Рябинин А. Д., Шквар А. М. Некоторые принципы функционального построения инвариантных бионических систем управления // Тр. 4-го Всесоюз. совещания. "Теория инвариантности и теория чувствительности автоматических систем". Киев, 1971. С. 54–64.
- [5] Шквар А. М. Функциональные и структурные аспекты построения некоторых нейронных структур управления // Тр. 4-го Всесоюз. совещания. "Теория инвариантности и теория чувствительности автоматических систем". Киев, 1971. С. 78–89.
- [6] Абиев Р. Г., Алиев Р. А., Алиев Р. Р. Синтез систем автоматического управления с обучаемым на нейронной сети нечетким контроллером // Изд. РАН. Техническая кибернетика. 1994. №2. С. 192–197.
- [7] Lewis F. L., Parisini T. Guest Editorial: Neural network feedback control with guaranteed stability // Int. J. of Control. 1998. Vol. 70. №3. P. 337–339.
- [8] Sanner R. M., Slotine J.-J. E. Gaussian Networks for Direct Adaptive Control // IEEE Trans. on Neural Networks. Vol. 3. №6. 1992. P. 837–863.

- [9] Handbook of Intelligent Control: Neural, Fuzzy and Adaptive Approaches / Ed. by David A. White., Donald A. Sofge. N.-Y. Van Nostrand Reinhold. 1992. P. 568.
- [10] Suykens Johan A. K., Vandewalle Joos P. L., De Moor Bart L. R. Artificial Neural Networks for Modeling and Control of Non-Linear Systems. Kluwer Academic Publishers. Boston / Dordrecht / London. 1997. 235 p.
- [11] Gundy-Burlet K., Krishnakumar K., Limes G., Bryant D. Augmentation of an Intelligent Flight Control System for a Simulated C-17 Aircraft // J. of Aerospace Computing, Information, and Communication. 2004. Vol. 1, № 12. P. 526–542.
- [12] Терехов В. А., Ефимов Д. В., Тюкин И. Ю. Нейросетевые системы управления. М.: Высшая школа, 2002. 184 с.
- [13] Левантовский В. И. Механика космического полета в элементарном изложении. М.: Наука, 1970. 492 с.
- [14] Давыденко А. А., Старков В. Н., Кондратюк А. С. Варианты полета КА над плоскостью эклиптики с учетом притяжения планет // Современные методы прикладной математики, теории управления и компьютерных технологий (ПМТУКТ-2017). Воронеж: Научная книга, 2017. С. 129–132.
- [15] Давыденко А. А., Кондратюк А. С., Старков В. Н. Варианты достижения космическим аппаратом гелиополярной области // Процессы управления и устойчивость. СПб.: Издательский Дом Федоровой Г. В., 2017. Т. 4. № 1. С. 95–100.
- [16] Давыденко А. А., Кондратюк А. С., Старков В. Н. Управление полётом космического аппарата с солнечным парусом вне плоскости эклиптики // Процессы управления и устойчивость. СПб.: Издательский Дом Федоровой Г. В., 2018. Т. 5. № 1. С. 122–127.
- [17] Омату С., Халид М., Юсоф Р. Нейроуправление и его приложения. М.: ИПРЖР, 2000. 272 с.

Приложение

Приложение № 1. Схема в Simulink, иллюстрирующая принцип орбитального спуска



Приложение № 2. Схема в Simulink для случая автоматизированного позиционирования яхт в судовом доке

