

МИНИСТЕРСТВО ОБРАЗОВАНИЯ И НАУКИ РОССИЙСКОЙ ФЕДЕРАЦИИ
ФЕДЕРАЛЬНОЕ ГОСУДАРСТВЕННОЕ АВТОНОМНОЕ ОБРАЗОВАТЕЛЬНОЕ
УЧРЕЖДЕНИЕ ВЫСШЕГО ОБРАЗОВАНИЯ

«НОВОСИБИРСКИЙ НАЦИОНАЛЬНЫЙ ИССЛЕДОВАТЕЛЬСКИЙ
ГОСУДАРСТВЕННЫЙ УНИВЕРСИТЕТ»
(НОВОСИБИРСКИЙ ГОСУДАРСТВЕННЫЙ УНИВЕРСИТЕТ, НГУ)

Факультет информационных технологий

Кафедра Систем информатики

Направление подготовки: 09.04.01 Информатика и вычислительная техника

Образовательная программа 09.04.01 Информатика и вычислительная техника.

Компьютерное моделирование

ВЫПУСКНАЯ КВАЛИФИКАЦИОННАЯ РАБОТА МАГИСТРА
ИДЕНТИФИКАЦИЯ ДИНАМИКИ ПОДВИЖНОГО ОБЪЕКТА С ПОМОЩЬЮ
НЕЙРОННЫХ СЕТЕЙ

утверждена распоряжением проректора по учебной работе №371 от «15» декабря 2016г.
скорректирована распоряжением проректора по учебной работе №133 от «8» мая 2018г.

Свитова Арина Михайловна, группа 16225, _____

«К защите допущена»

Заведующий кафедрой,

д.ф.-м.н., профессор

Лаврентьев М.М./.....

(ФИО) / (подпись)

«.....».....20...г.

Руководитель ВКР

Профессор ФИТ, д.ф.-м.н.,

гнс, ИВТ СО РАН

Федотов А.М./.....

(ФИО) / (подпись)

«.....».....20...г.

Дата защиты: «.....».....20...г.

Новосибирск, 2018г.

МИНОБРНАУКИ РОССИИ
ФЕДЕРАЛЬНОЕ ГОСУДАРСТВЕННОЕ АВТОНОМНОЕ ОБРАЗОВАТЕЛЬНОЕ
УЧРЕЖДЕНИЕ ВЫСШЕГО ОБРАЗОВАНИЯ
«НОВОСИБИРСКИЙ НАЦИОНАЛЬНЫЙ ИССЛЕДОВАТЕЛЬСКИЙ ГОСУДАРСТВЕННЫЙ
УНИВЕРСИТЕТ»
(НОВОСИБИРСКИЙ ГОСУДАРСТВЕННЫЙ УНИВЕРСИТЕТ, НГУ)
Факультет информационных технологий

Кафедра Систем информатики

Направление подготовки: 09.04.01 ИНФОРМАТИКА И ВЫЧИСЛИТЕЛЬНАЯ ТЕХНИКА
Направленность: Компьютерное моделирование

УТВЕРЖДАЮ

Зав. кафедрой Лаврентьев М.М.

.....

(подпись)

«.....».....20...г.

ЗАДАНИЕ

НА ВЫПУСКНУЮ КВАЛИФИКАЦИОННУЮ РАБОТУ МАГИСТРА

Студентке Свитовой Арине Михайловне, группы 16225

Тема: Идентификация динамики подвижного объекта с помощью нейронных сетей

утверждена распоряжением проректора по учебной работе от «15» декабря 2016г. №371

Срок сдачи студентом готовой работы.....20.. г.

Исходные данные (или цель работы): разработка алгоритма идентификации динамики подвижного объекта с помощью нейронных сетей на примере квадрокоптера.

Структурные части работы: Работа включает в себя анализ теоретической модели динамики движения объекта, разработку нейросетевой модели, реализацию обучения сети и проведение численного моделирования и эксперимента.

Консультанты по разделам ВКР Котов Константин Юрьевич, к.т.н., ИАиЭ СО РАН, снс

Руководитель ВКР

Профессор ФИТ, д.ф.-м.н.,

гнс, ИВТ СО РАН

Федотов А.М./.....

(ФИО) / (подпись)

Задание принял к исполнению

Свитова А.М./.....

(ФИО студента) / (подпись)

«...».....20...г.

«...».....20...г.

Содержание

Введение.....	4
Основная часть	6
1 Анализ задачи	6
2 Идентификация модели динамики	9
2.1 Описание объекта моделирования	9
2.2 Разработка архитектуры нейронной сети	10
2.3 Обучение нейронной сети	12
3 Численное моделирование	15
3.1 Моделирование на данных без шума	15
3.2 Моделирование на зашумленных данных	17
4 Экспериментальные результаты	19
5 Программное приложение.....	25
Заключение.....	26
Список использованных источников и литературы.....	28

ВВЕДЕНИЕ

Для применения стандартных алгоритмов управления техническими системами требуется полное и точное описание исследуемого объекта. Однако в большинстве нелинейных динамических систем присутствует неопределенность, которая связана с неполнотой знаний об аналитической модели объекта управления или с непредсказуемостью изменения параметров его уравнений. Подобные системы также должны обладать свойством адаптивности, которое традиционные методы математического моделирования, на основе обыкновенных дифференциальных уравнений, не могут обеспечить. Данная проблема может быть решена с помощью рекуррентных нейронных сетей, которые способны аппроксимировать произвольную динамическую систему, в том числе и нелинейную [1].

В последнее время особое внимание уделяется созданию роботизированных подвижных объектов, в частности мультироторных летательных аппаратов. Данные системы широко применяются для задач, требующих высокоточного управления: транспортировки грузов, геофизических исследований, мониторинга объектов. Использование классических методов моделирования и управления в данном случае может быть затруднено из-за наличия возмущающих факторов, таких как смещение центра тяжести, изменение моментов инерции и аэродинамических характеристик. Поэтому для идентификации подобных объектов целесообразно использование нейронных сетей, обладающих свойствами адаптивности.

Целью данной работы является разработка алгоритма идентификации динамики подвижного объекта с помощью рекуррентных нейронных сетей на примере квадрокоптера. Работа разделена на следующие этапы:

1. Определение теоретической модели динамики движения квадрокоптера;
2. Разработка нейросетевого представления модели;
3. Обучение нейронной сети;
4. Проведение численного моделирования;

5. Проведение эксперимента;

Использование нейронных сетей для идентификации динамики летательных аппаратов – самолета и малогабаритного вертолета – приведено в работах Егорчева М. В. и др. [2] и Munoz R. S. M. и др. [3]. В отличие от представленных исследований, в данной работе рассматривается идентификация динамики движения квадрокоптера на основе рекуррентной нейронной сети Элмана, которая, благодаря избыточной структуре, является удобным инструментом для её программно-аппаратной реализации.

Работа разделена на несколько глав. В первой части изучается проблема идентификации динамических систем, в том числе подвижных объектов. Во второй главе рассматривается разработка модели динамики движения квадрокоптера на основе нейронной сети и алгоритм ее обучения. В третьей главе приводится численное моделирование на данных с шумом и без него. В четвертой главе описан эксперимент по настройке параметров нейромодели на основе имеющихся данных реального полета квадрокоптера. Программные инструменты, используемые для компьютерной реализации нейросетевой модели, указаны в пятой главе.

ОСНОВНАЯ ЧАСТЬ

1 Анализ задачи

Идентификация модели — определение её структуры и параметров — является одним из ключевых этапов разработки технических объектов. Традиционным способом описания динамических систем, в частности подвижных аппаратов — автотранспортных средств, объектов авиационной техники, подводных и надводных роботов, являются обыкновенные дифференциальные уравнения, которые, в совокупности с вычислительными методами, применяются для синтеза алгоритмов управления движением. Способы разработки данных моделей подробно изучены и активно используются для решения задач разного типа [4].

Однако, в связи с ростом сложности разрабатываемых систем, потребности многих областей техники превышают возможности средств классического моделирования. Формирование моделей осложняется из-за разного рода неопределенностей, которые присутствуют в большинстве нелинейных динамических систем. Это связано с нехваткой аналитических знаний о моделируемом объекте и условиях его функционирования, приводящей к ухудшению точности модели, а также с непредсказуемостью изменения ее параметров в результате неконтролируемых возмущений среды, изменения или повреждения конструкции аппарата. Поэтому необходимо использовать новые средства моделирования, отличные от классических, которые способны обеспечить как корректную идентификацию параметров и структуры модели, так и свойство адаптивности для сохранения ее адекватности в процессе функционирования объекта.

Одним из перспективных способов решения описанной проблемы является использование нейросетевой модели типа «серый ящик» [2]. Концепцией данного метода является представление нелинейной динамической системы в виде рекуррентной нейронной сети, структура которой определяется на основе теоретических знаний об объекте моделирования, а все неизвестные

параметры уточняются в процессе обучения на имеющихся экспериментальных данных.

Особенно актуален вопрос идентификации моделей летательных аппаратов, в частности определение их аэродинамических характеристик, которые описываются нелинейными функциями нескольких переменных. Стандартный способ идентификации коэффициентов аэродинамических сил и моментов состоит из нескольких этапов: первичные вычисления основываются на аналитических и численных методах, затем параметры уточняются с помощью продува аппарата в аэродинамической трубе, а после используются результаты летных испытаний. Предложенный метод нейросетевого моделирования в перспективе способен обеспечить получение достоверных аэродинамических характеристик минуя этап с применением аэродинамической трубы. Также, данные методы могут использоваться в совокупности, где нейронная сеть уточняет значения аэродинамических коэффициентов на основе полученных результатов продувок в трубе. Аналогичный подход может быть применен и для идентификации моделей подводных объектов.

Идентификация абстрактной нелинейной динамической системы с помощью рекуррентных нейронных сетей и способы их обучения подробно описываются в работе D. T. Pham, X. Liu [5]. Касательно летательных аппаратов, в статье Егорчева М. В. и др. [2] приведено использование нейросетевой модели NARX для идентификации продольного вращательного движения самолета; применение гибридной нейромодели малогабаритного вертолета на основе нейронных сетей Джордана и Элмана описано в работе Munoz R. S. M. и др. [3]. В данной работе для идентификации динамики движения квадрокоптера предлагается использовать нейронную сеть Элмана, которая соответствует каноническому описанию динамической системы в пространстве состояний без необходимости структурной корректировки. Таким образом, преимуществом данной сети является простая, избыточная архитектура, подходящая для её дальнейшей программно-аппаратной реализации. Для настройки весов сети используется расширенный фильтр

Калмана, позволяющий обучить сеть в режиме реального времени, в отличие от алгоритмов, основанных на градиентном спуске [1].

2 Идентификация модели динамики

2.1 Описание объекта моделирования

Математическая модель квадрокоптера с непрерывным временем, описывающая динамику поступательного и вращательного движения, представлена системами уравнений (1) и (2), соответственно [6]. Положение аппарата в пространстве определяется координатами его центра масс в неподвижной декартовой системе координат – x, y, z и углами Эйлера – ϕ, θ, ψ (крен, тангаж и рысканье соответственно).

$$\begin{cases} m\ddot{x} = (\sin \psi \cdot \sin \phi + \cos \psi \cdot \cos \phi \cdot \sin \theta) \cdot u_1; \\ m\ddot{y} = (-\cos \psi \cdot \sin \phi + \sin \psi \cdot \cos \phi \cdot \sin \theta) \cdot u_1; \\ m\ddot{z} = \cos \phi \cdot \cos \theta \cdot u_1 - mg; \end{cases} \quad (1)$$

$$\begin{cases} I_{xx} \cdot \ddot{\phi} = u_2 - (I_{zz} - I_{yy}) \cdot \dot{\theta} \cdot \psi; \\ I_{yy} \cdot \ddot{\theta} = u_3 - (I_{xx} - I_{zz}) \cdot \dot{\phi} \cdot \psi; \\ I_{zz} \cdot \ddot{\psi} = u_4. \end{cases} \quad (2)$$

Здесь: m – масса квадрокоптера, g – ускорение силы тяжести, I_{xx}, I_{yy}, I_{zz} — моменты инерции относительно соответствующих осей квадрокоптера, u_1, u_2, u_3, u_4 — управляющие воздействия. Точкой над переменными обозначаются производные величин по времени. Далее в работе будет рассмотрена идентификация динамики вращательного движения (2).

Преобразование модели динамики вращения объекта с непрерывным временем на основе разностной схемы Эйлера приводит к её дискретной форме (3):

$$\begin{cases} \dot{\phi}_k = \dot{\phi}_{k-1} + (u_2 - (I_{zz} - I_{yy}) \cdot \dot{\theta} \cdot \psi) \cdot \frac{dt}{I_{xx}}; \\ \dot{\theta}_k = \dot{\theta}_{k-1} + (u_3 - (I_{xx} - I_{zz}) \cdot \dot{\phi} \cdot \psi) \cdot \frac{dt}{I_{yy}}; \\ \dot{\psi}_k = \dot{\psi}_{k-1} + u_4 \cdot \frac{dt}{I_{zz}}; \end{cases} \quad (3)$$

Аналогичным образом были получены уравнения с дискретным временем для вычисления крена, тангажа и рысканья (4):

$$\begin{cases} \phi_k = \phi_{k-1} + \dot{\phi} \cdot dt; \\ \theta_k = \theta_{k-1} + \dot{\theta} \cdot dt; \\ \psi_k = \psi_{k-1} + \dot{\psi} \cdot dt. \end{cases} \quad (4)$$

На основе полученных уравнений – (3) и (4) – генерируется обучающая выборка для численного моделирования, состоящая из множества пар векторов: вектора управляющих воздействий $U(k) = (u_{2k}, u_{3k}, u_{4k})$ и вектора состояния объекта $Y(k) = (\phi_k, \theta_k, \psi_k, \dot{\phi}_k, \dot{\theta}_k, \dot{\psi}_k)$. Связи и величины дискретной модели (3), (4) можно сопоставить элементам нейронной сети и на основе этого сформировать архитектуру нейросетевой модели.

2.2 Разработка архитектуры нейронной сети

Основу нейросетевой модели составляет рекуррентная сеть Элмана, общий вид которой представлен на рисунке 1. Данная сеть, помимо входных и выходных нейронов, содержит скрытый слой, который определяет состояние сети, и слой контекстных элементов, сохраняющий значение скрытых нейронов на предыдущем шаге. Благодаря записи информации о предыдущих состояниях и наличию обратной связи, рекуррентные нейронные сети позволяют решать задачи, имеющие временную зависимость.

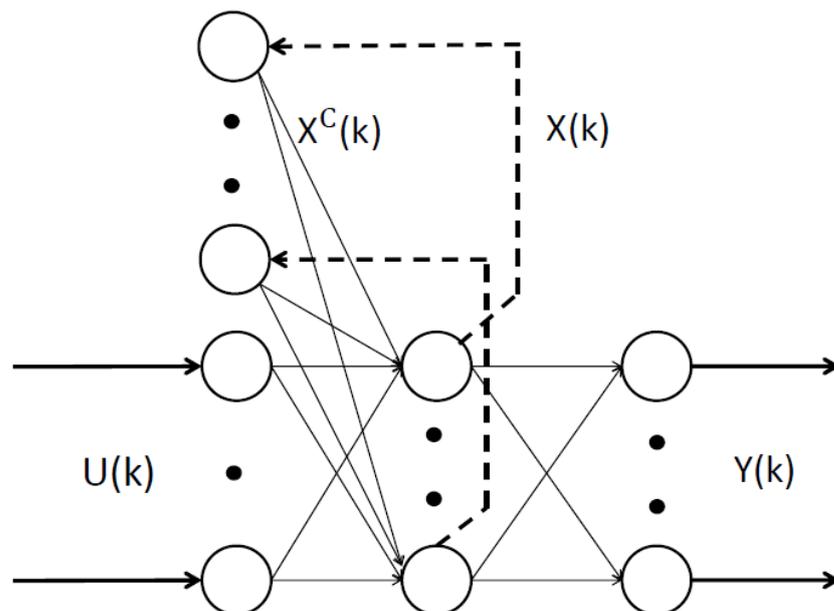


Рисунок 1 – Общий вид нейронной сети Элмана

Динамика модели описывается системой уравнений:

$$\begin{cases} Y(k) = W_{xy} \cdot X(k) \\ X(k) = F(W_{xc} \cdot X^c(k) + W_{ux} \cdot U(k-1)), \\ X^c(k) = X(k-1) \end{cases} \quad (5)$$

где W_{xy} — вес связи между выходным и скрытым слоем; W_{xc} — вес связи между скрытым и контекстным слоем; W_{ux} — вес связи между скрытым и входным слоем; F — функция активации, которая может являться линейной или нелинейной функцией; $X(k)$ и $X^c(k)$ — выходные сигналы нейронов скрытого и контекстного слоя соответственно.

Уравнения, описывающие функционирование нейронной сети (5), позволяют полностью восстановить математическую модель динамического объекта. Эту систему уравнений можно привести к следующему виду:

$$\begin{aligned} Y(k) &= W_{xy} \cdot F(W_{xc} \cdot X(k-1) + W_{ux} \cdot U(k-1)) = \\ &= W_{xy} \cdot F\left(\frac{W_{xc}}{W_{xy}} \cdot Y(k-1) + W_{ux} \cdot U(k-1)\right), \end{aligned} \quad (6)$$

что соответствует представлению нелинейной динамической системы.

В частности, если F — линейная функция, а сеть имеет один вход и один выход, уравнение (6) представляет собой дискретную форму дифференциального уравнения первого порядка:

$$y(k) = W_{xc} \cdot y(k-1) + W_{xy} \cdot W_{ux} \cdot u(k-1). \quad (7)$$

Подход к разработке нейросетевой модели типа «серый ящик» предполагает использование теоретических знаний об объекте управления, которые в данном случае представлены системой уравнений (3). Благодаря этой теоретической модели определяется структура сети: во входном слое содержится 3 нейрона, на которые подаются управляющие воздействия, и по 6 элементов в выходном, скрытом и контекстном слоях — для вычисления угловых скоростей и углов Эйлера. Кроме того, на основе теоретических данных можно определить, какие весовые коэффициенты подлежат настройке, а какие задаются на этапе построения архитектуры сети. В данном случае, были

обнулены веса связей между нейронами, которые, согласно модели (3), не должны влиять друг друга. На рисунке 2 приведена схема разработанной нейронной сети, где каждой вершине графа соответствует 3 нейрона:

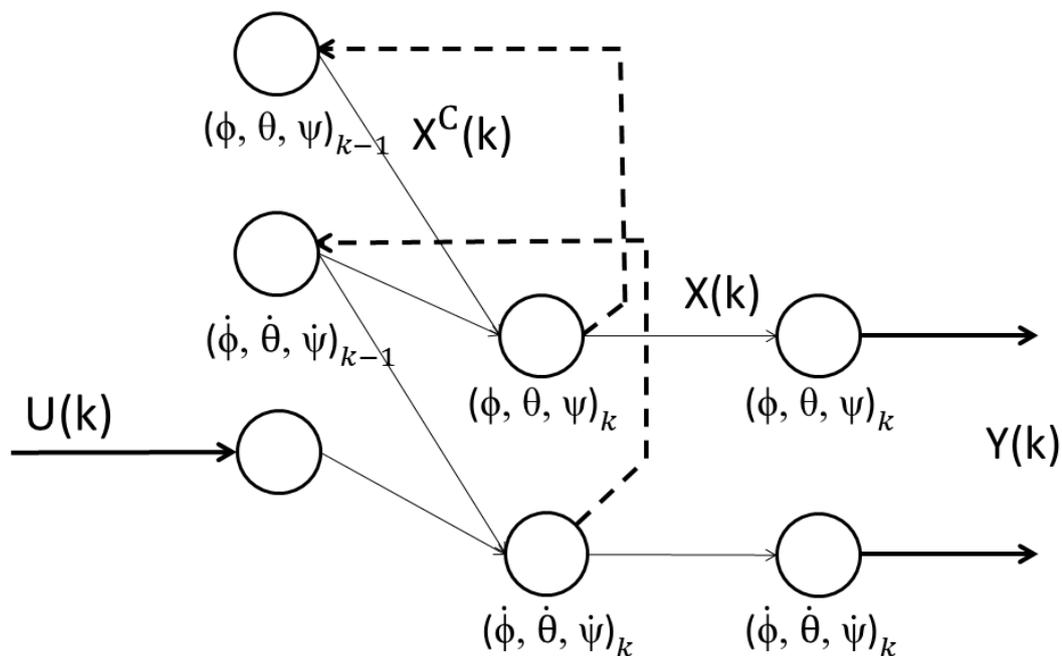


Рисунок 2 – Структура нейронной сети для идентификации динамики вращения квадрокоптера

В качестве функции активации скрытого слоя была использована сигмоида:

$$F = \frac{1}{1 + e^{-x}}. \quad (8)$$

2.3 Обучение нейронной сети

Настройка параметров рекуррентных нейронных сетей осуществляется с помощью градиентных алгоритмов обучения. Одним из них является расширенный фильтр Калмана, преимущество которого состоит в возможности обучения сети в реальном времени. Полная функциональная схема приведена на рисунке 3:

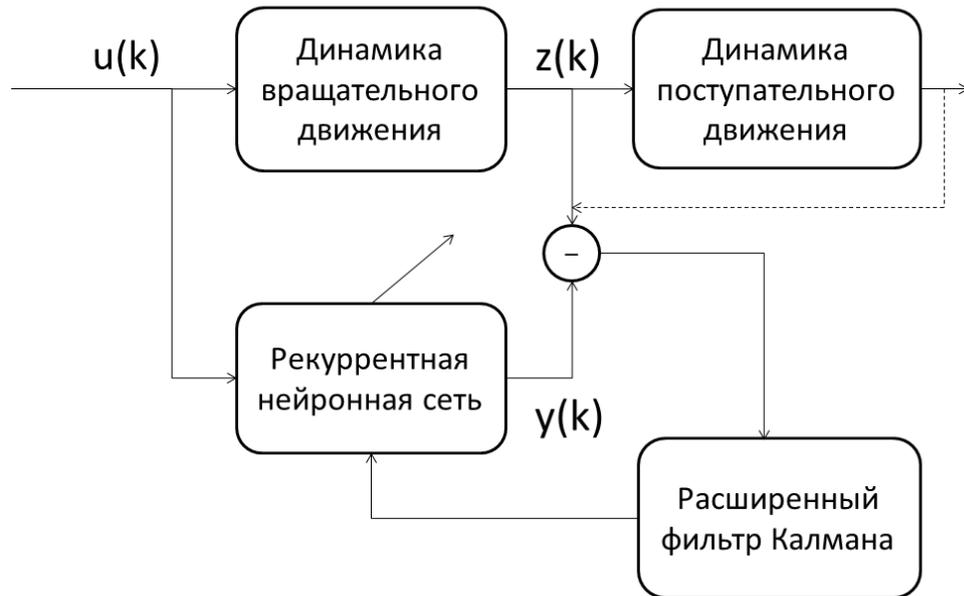


Рисунок 3 – Функциональная схема

Задача фильтрации заключается в получении оценки вектора состояния:

$$\begin{pmatrix} y \\ W \end{pmatrix}, \quad (9)$$

где y – выходной сигнал нейронной сети, W – матрица весов.

Подробно этапы экстраполяции и коррекции приведены в [7]. Рассмотрим матрицы, используемые на этих этапах. Матрица наблюдения:

$$H(k) = (I \ 0 \ 0) \quad (10)$$

где столбцы первого блока соответствуют выходному слою (единичная матрица), второго блока – скрытому, третьего – весам сети. Динамика системы определяется уравнениями:

$$\begin{cases} y(k+1) = f(y(k), W(k), u(k)); \\ W(k+1) = W(k), \end{cases} \quad (11)$$

где f – представляет собой общую нелинейность, связывающую входной и выходной слою сети. Линеаризация этой функции приводит к следующей матрице перехода:

$$F = \begin{pmatrix} F_1 & F_2 \\ 0 & I \end{pmatrix} \quad (12)$$

где F_1 и F_2 :

$$F_1(k) = \frac{\partial y(k+1)}{\partial y(k)}, \quad (13)$$

$$F_2(k) = \frac{\partial y(k+1)}{\partial W(k)}. \quad (14)$$

3 Численное моделирование

3.1 Моделирование на данных без шума

Целью численного моделирования является проверка настройки разработанной модели на данных, сгенерированных с помощью дискретной модели (3), (4). Обучающая выборка должна быть репрезентативной, т.е. отражать все особенности поведения динамической системы для того, чтобы нейросетевая модель могла их воспроизвести. Получение такого набора данных происходит с помощью формирования соответствующих управляющих сигналов. Согласно [2] требуемую информативность обучающей выборки могут обеспечить гармонические сигналы. Поэтому на вход сети подаются следующие управляющие воздействия:

$$\begin{cases} u_2 = 0.02 \cdot \sin(0.8 \cdot t_{cur}) \\ u_3 = -0.02 \cdot \sin(0.8 \cdot t_{cur}) \\ u_4 = -0.02 \cdot \sin(0.2 \cdot t_{cur}) \end{cases} \quad (15)$$

где $t_{cur} \in (0; 150)$ с – время подачи управляющего воздействия, Величина шага дискретизации $dt = 0.01$ с. Выходы сети вычисляются из уравнений (3), (4).

Среднеквадратичная ошибка между реальным состоянием объекта $Y(k) = (\phi_k, \theta_k, \psi_k, \dot{\phi}_k, \dot{\theta}_k, \dot{\psi}_k)$ и выходом нейронной сети $Y^{net}(k) = (\phi_k^{net}, \theta_k^{net}, \psi_k^{net}, \dot{\phi}_k^{net}, \dot{\theta}_k^{net}, \dot{\psi}_k^{net})$ рассчитывается по формуле:

$$RMSE = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^6 (Y_i^{net}(k) - Y_i(k))^2}{6}}, \quad (16)$$

График ошибки изображен на рисунке 4.

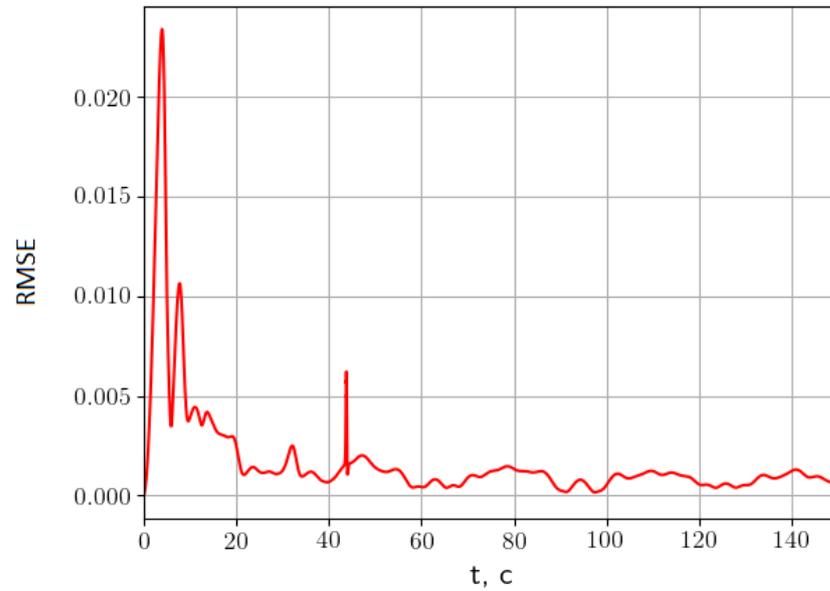


Рисунок 4 – График среднеквадратичной ошибки обучения нейронной сети на данных без шума

Качество настройки нейронной сети также можно оценить по значению весовых коэффициентов, соответствующих операциям интегрирования в модели (3). Они должны сходиться к единице, как и показано на рисунке 5:

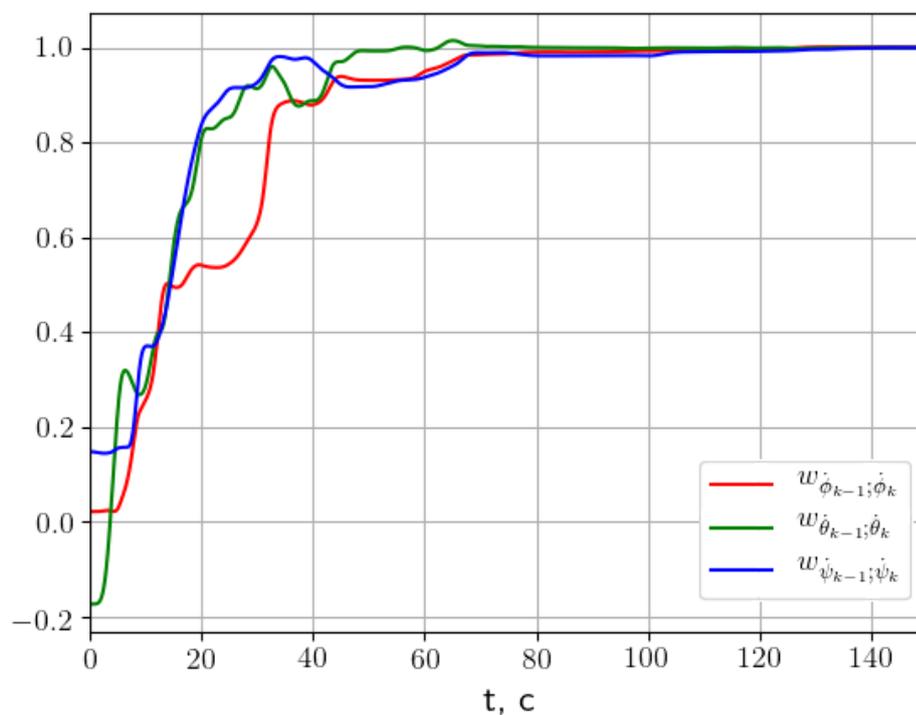


Рисунок 5 – График сходимости весов, соответствующих операциям интегрирования

Таким образом, была показана сходимость алгоритма настройки нейронной сети при подаче незашумленного гармонического сигнала.

3.2 Моделирование на зашумленных данных

Для моделирования шума данных обучающей выборки была использована функция нормального распределения (распределение Гаусса) – `random.gauss(mu, sigma)`, где первый параметр функции означает математическое ожидание (среднее значение), а второй – среднеквадратичное отклонение. Преобразуем входной сигнал (15) в зашумленный с параметрами функции распределения $\mu=0$, $\sigma=0.03$:

$$\begin{cases} u_{2k} = 0.02 \cdot \sin(0.8 \cdot t_{cur}) + \text{random.gauss}(0, 0.03) \\ u_{3k} = -0.02 \cdot \sin(0.8 \cdot t_{cur}) + \text{random.gauss}(0, 0.03) \\ u_{4k} = -0.02 \cdot \sin(0.2 \cdot t_{cur}) + \text{random.gauss}(0, 0.03) \end{cases} \quad (175)$$

Аналогичным образом шум добавляется к выходному сигналу, полученному из дискретной модели (3), (4), таким образом, сеть обучается на зашумленных данных. График ошибки между реальным значением и выходом сети изображен на рисунке 6.

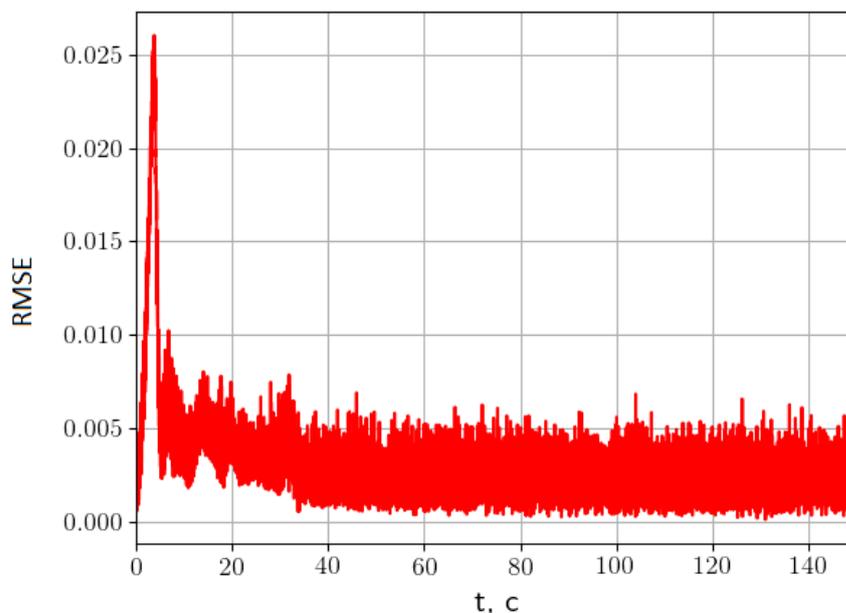


Рисунок 6 – График среднеквадратичной ошибки обучения нейронной сети на зашумленных данных

График сходимости весовых коэффициентов, соответствующих операции интегрирования изображен на рисунке 7:

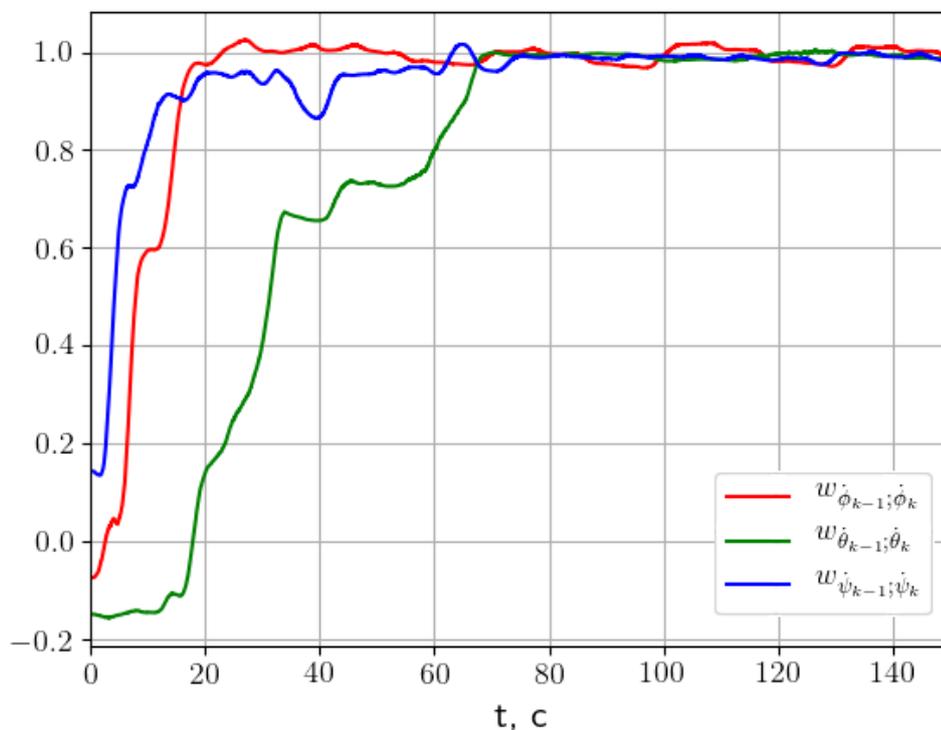


Рисунок 7 – График сходимости весов, соответствующих операциям интегрирования

Таким образом, была показана сходимость алгоритма настройки нейронной сети при подаче зашумленного гармонического сигнала.

4 Экспериментальные результаты

Тестирование разработанной нейронной сети было проведено на основе реального полета квадрокоптера модели на базе рамы X250 с контроллером PX4. Для формирования определенной траектории движения объекта использовалась система управления, созданная на базе Robot Operating System. Эта система позволяет получать и оценивать данные о состоянии объекта (координаты, углы поворота, линейная и угловая скорости) на основе данных с датчиков полетного контроллера и результатов распознавания и определения пространственного положения маркеров, закрепленных на объекте, с помощью камер. Полученная информация передается программе по вычислению управляющих команд, которые после поступают в контроллер PX4 для исполнения.

Для формирования репрезентативной экспериментальной выборки была выбрана спиралевидная траектория движения квадрокоптера, что обеспечивает разнообразие состояний, в которых может находиться объект. График траектории полета изображен на рисунке 8:

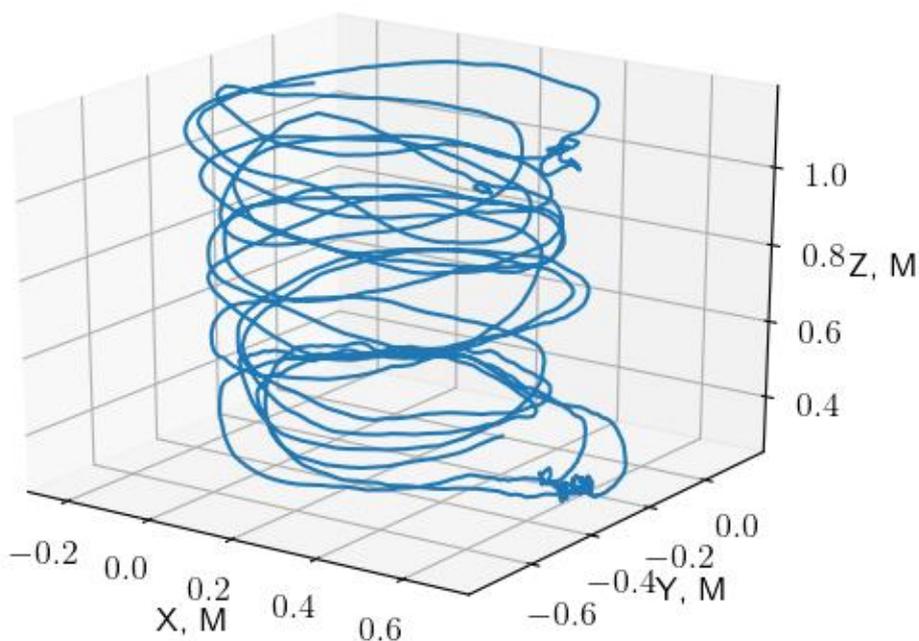


Рисунок 8 – Траектория полета квадрокоптера

Графики зависимости координат квадрокоптера (x , y , z) от времени t изображены на рисунках 9, 10, 11 соответственно.

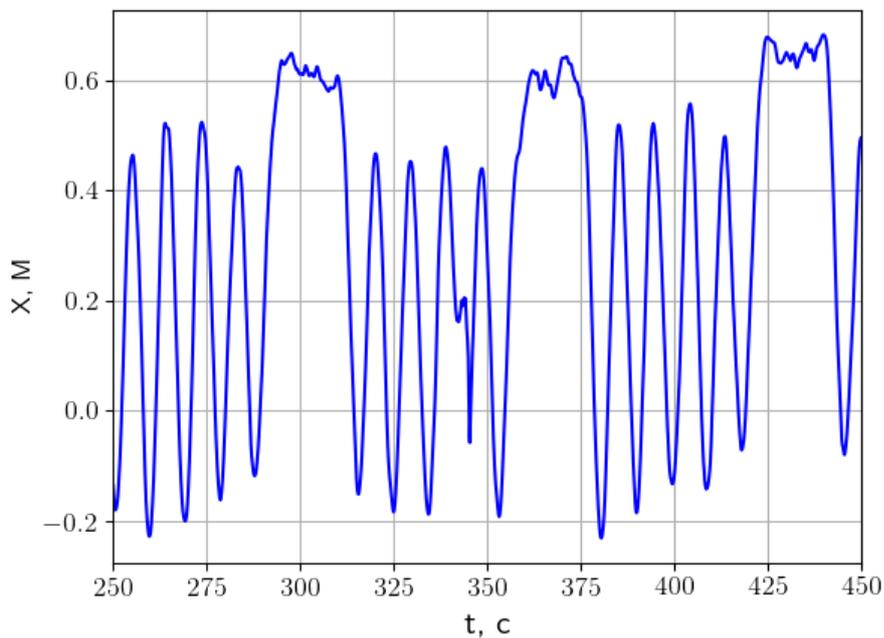


Рисунок 9 – График зависимости координаты x от времени

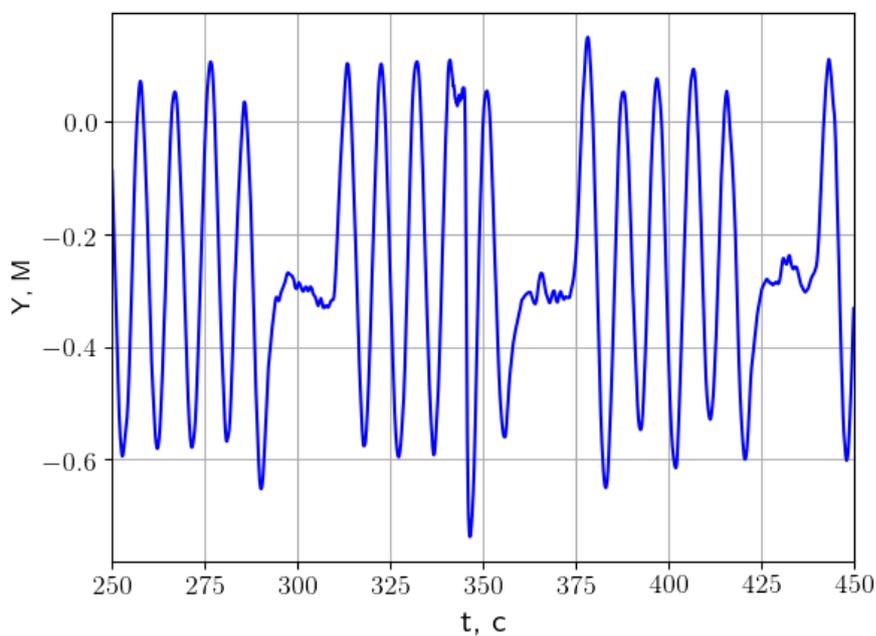


Рисунок 10 – График зависимости координаты y от времени

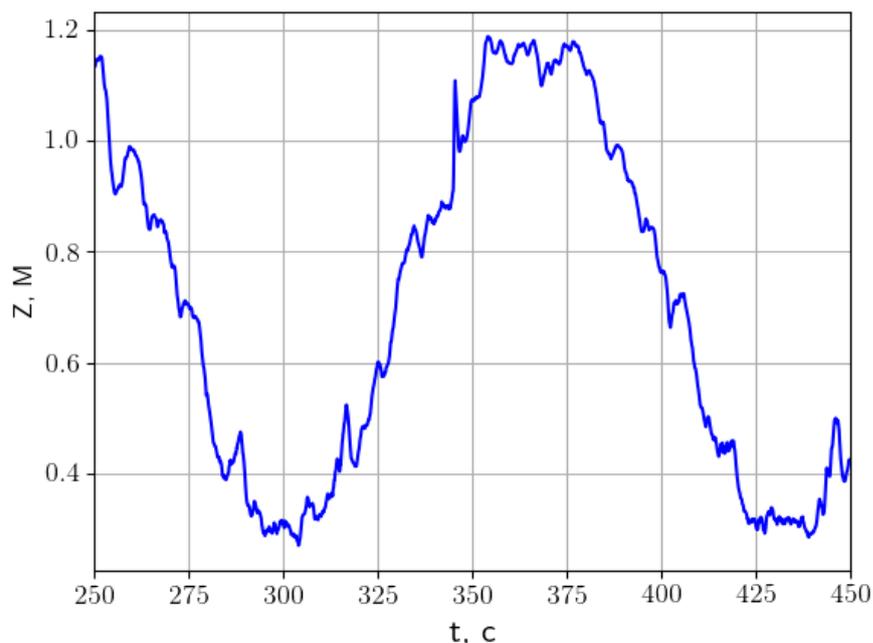


Рисунок 11 – График зависимости координаты z от времени

Необходимые данные для обучающего набора были получены из системы управления квадрокоптера в ходе летного эксперимента с 250 по 450 секунду. С целью обеспечения работоспособности алгоритма настройки сети, было проведено сглаживание входных и выходных сигналов с помощью фильтра первого порядка с постоянной времени равной 0.3с. Управляющие воздействия, образующие гармонический сигнал, показаны на рисунке 12.

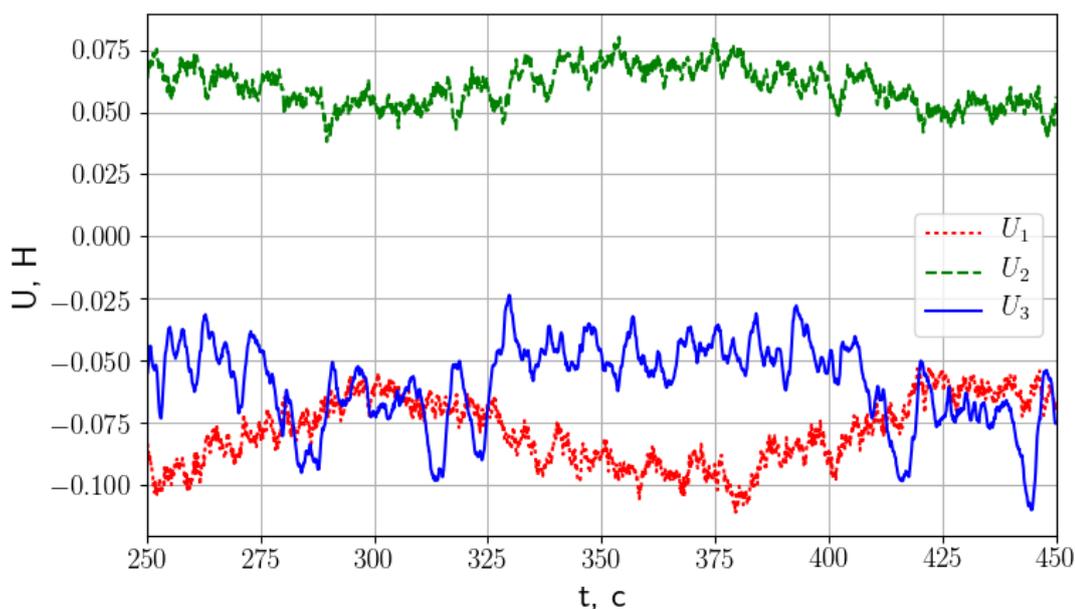


Рисунок 12 – График управляющих воздействий

График ошибки между экспериментальным значением и выходом сети изображен на рисунке 13:

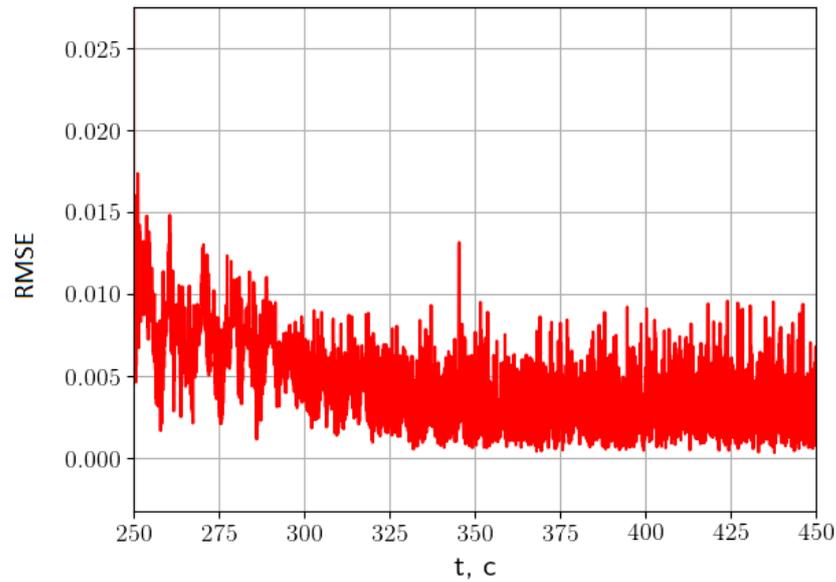


Рисунок 13 – График среднеквадратичной ошибки обучения нейронной сети на реальных данных

Сходимость весовых коэффициентов, соответствующих операции интегрирования, к единице показана на рисунке 14.

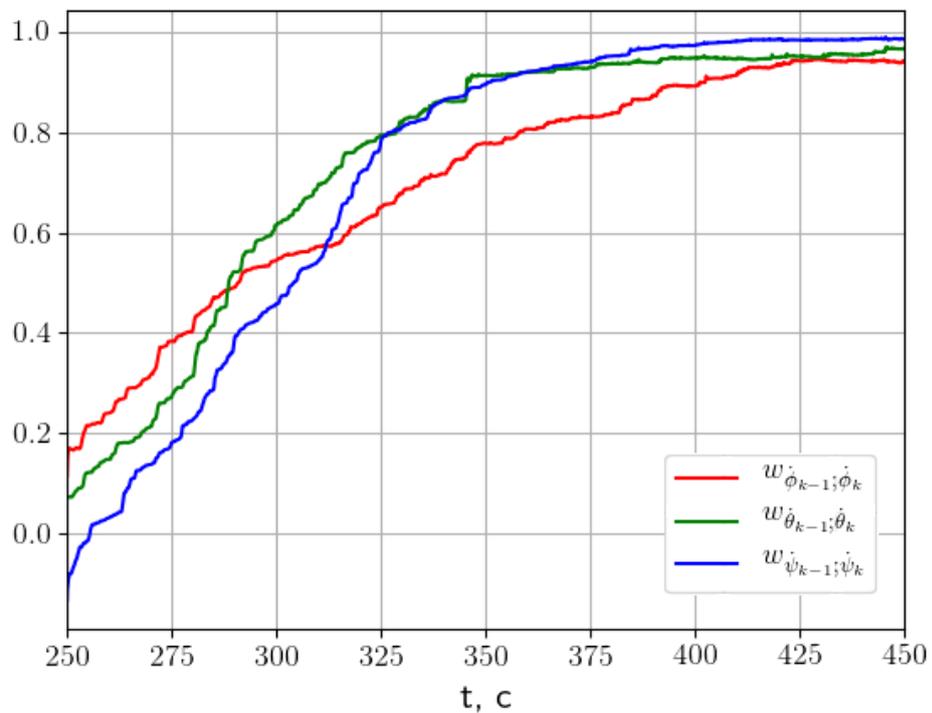


Рисунок 14 – Сходимость весов, соответствующих операциям интегрирования

Найденные в результате обучения весовые коэффициенты были зафиксированы, и на вход нейронной сети был подан гармонический сигнал, изображенный на рисунке 12. На рисунках 15, 16 и 17 изображены графики изменения углов согласно экспериментальным данным и выходным сигналам настроенной нейромодели:

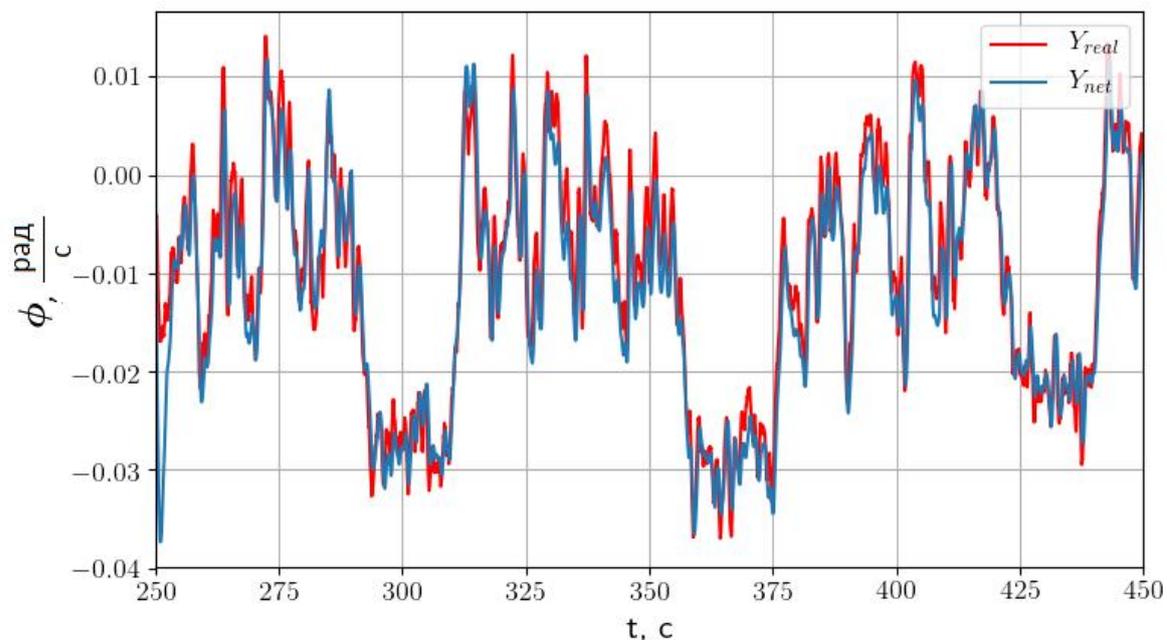


Рисунок 15 – График изменения крена

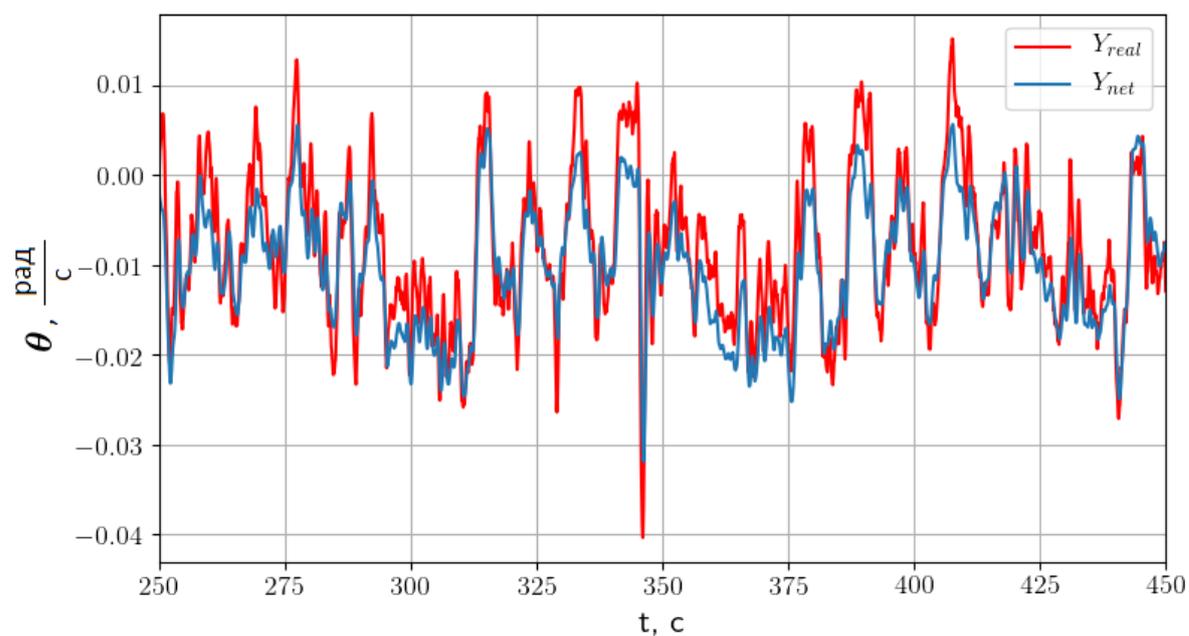


Рисунок 16 – График изменения тангажа

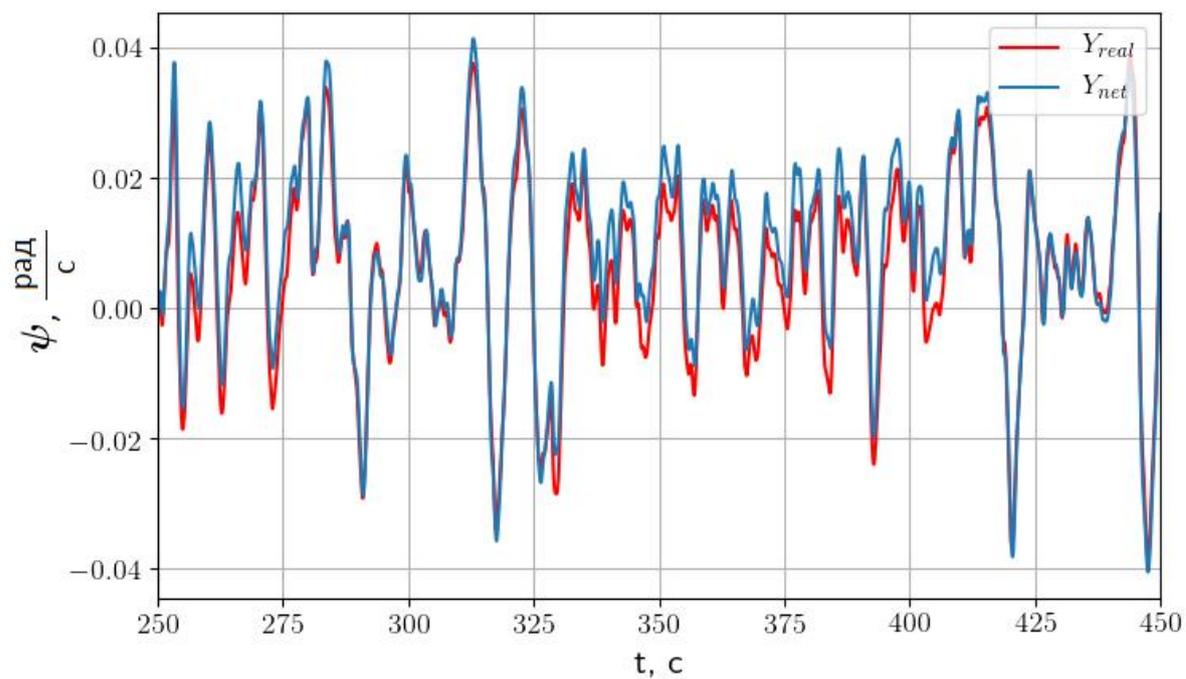


Рисунок 17 – График изменения рысканья

Результат эксперимента показал сходимость алгоритма настройки нейронной сети на реальных данных.

5 Программное приложение

Для описания нейросетевой модели, расширенного фильтра Калмана, генерации обучающих выборок и обработки экспериментальных данных был использован язык программирования Python [8]. Реализация [9] взята за основу нейронной сети.

Были использованы дополнительные библиотеки:

- NumPy – библиотека с математическими функциями для работы с многомерными массивами [10];
- Matplotlib – библиотека для визуализации данных, в том числе построения 2D и 3D графиков [11];
- Pandas – программная библиотека по обработке и анализу данных, необходимая для работы с экспериментальной выборкой [12].

В качестве интерактивной среды разработки для языка Python использовался Jupyter Notebook [13].

ЗАКЛЮЧЕНИЕ

В ходе работы был разработан алгоритм идентификации динамики подвижного объекта типа квадрокоптер на основе рекуррентной нейронной сети Элмана, которая соответствует каноническому виду динамической системы в пространстве состояний и не требует структурной корректировки. Были проведены численное моделирование и эксперимент, результаты которых показали сходимость алгоритма обучения сети с помощью расширенного фильтра Калмана.

Статья по идентификации динамики движения подвижного объекта опубликована в сборнике XI Всероссийской НПК "Системы автоматизации в образовании, науке и производстве, 2017" и сборнике МНСК-18. Статья «Идентификация динамики движения квадрокоптера» принята к публикации в сборнике XIV Международной научной конференции «Устойчивость и колебания нелинейных систем управления» (конференция Пятницкого).

В перспективе планируется разработать алгоритм управления траекторным движением объекта с адаптивной моделью на основе разработанной нейронной сети. Предполагается, что данный алгоритм будет являться универсальным и может быть применен для траекторного управления подвижными объектами, которые используются в различных сферах деятельности.

Выпускная квалификационная работа выполнена мной самостоятельно и с соблюдением правил профессиональной этики. Все использованные в работе материалы и заимствованные принципиальные положения (концепции) из опубликованной научной литературы и других источников имеют ссылки на них. Я несу ответственность за приведенные данные и сделанные выводы.

Я ознакомлен с программой государственной итоговой аттестации, согласно которой обнаружение плагиата, фальсификации данных и ложного

цитирования является основанием для не допуска к защите выпускной квалификационной работы и выставления оценки «неудовлетворительно».

ФИО студента

Подпись студента

« ____ » _____ 20 __ г.

Список использованных источников и литературы

- [1] Хайкин С. Нейронные сети: полный курс, 2-е издание. – Издательский дом Вильямс, 2006. – 1104 с.
- [2] Егорчев М. В., Козлов Д. С., Тюменцев Ю. В. Моделирование продольного углового движения самолета: сопоставление теоретического, эмпирического и полуэмпирического подходов //Научный вестник Московского государственного технического университета гражданской авиации. – 2015. – №.211(1).
- [3] Munoz R. S. M., Rossi C., Cruz A. B. Modelling and Identification of Flight Dynamics in Mini-Helicopters Using Neural Networks //Aerial Vehicles. – InTech, 2009.
- [4] Ljung L., Glad T. Modeling of dynamic systems. – Englewood Cliffs, New Jersey: Prentice-Hall Inc., 1994. – 361p.
- [5] Pham D. T., Liu X. Neural Networks for Identification, Prediction, and Control. – 1995.
- [6] Белоконь С. А., Золотухин Ю. Н., Котов К. Ю., Мальцев А. С., Нестеров А. А., Филиппов М. Н., Ян А. П. Управление квадрокоптером AR. DRONE при движении по заданной траектории //Проблемы управления и моделирования в сложных системах: Труды XV международной конференции. – 2013. – С. 25-28.
- [7] Williams R. J. Some observations on the use of the extended Kalman filter as a recurrent network learning algorithm. – College of Computer Science, Northeastern University, 1992.
- [8] Официальный сайт языка Python [Электронный ресурс]. – Режим доступа: <https://www.python.org/> .
- [9] Git-репозиторий автора rougier [Электронный ресурс]. – Режим доступа: <https://github.com/rougier/neural-networks> .
- [10] Официальный сайт библиотеки NumPy [Электронный ресурс]. – Режим доступа: <http://www.numpy.org/> .
- [11] Официальный сайт библиотеки Matplotlib [Электронный ресурс]. – Режим доступа: <https://matplotlib.org/> .

[12] Официальный сайт библиотеки Pandas [Электронный ресурс]. – Режим доступа: <https://pandas.pydata.org/> .

[13] Официальный сайт среды разработки Jupyter Notebook [Электронный ресурс]. – Режим доступа: <http://jupyter.org/>