

Акционерное общество Научно-исследовательский институт вычислительных комплексов имени М.А. Карцева АО «НИИВК имени М.А.Карцева»

БУЯНКИН ВИКТОР МИХАЙЛОВИЧ

**Автоматизированный синтез ансамблей нейросетевых систем
управления техническими объектами с нелинейными
и неопределенными характеристиками**

специальность: 2.3.1. «Системный анализ, управление и обработка информации, статистика» по техническим наукам.

ДИССЕРТАЦИЯ
на соискание ученой степени
доктора технических наук

Москва 2023

Оглавление

Введение	5
ГЛАВА 1. Анализ процессов в нейросетевых системах управления (НСУ) автоматизированных технических объектов с нелинейными неопределенными характеристиками (АТОННХ)	
1.1. Аналитический обзор моделей, современных методов управления АТОННХ.....	18
1.2. Постановка проблемы НСУ, анализ разработанных АТОННХ.....	33
1.3. Методы достижения поставленной цели диссертационной работы	34
Выводы	36
ГЛАВА 2. Теоретические основы НСУ АТОННХ, разработка методов синтеза нейроидентификаторов	
2.1. Разработка метода синтеза нейроидентификатора с нейропрогнозом статических и динамических характеристик, на базе рекуррентных нейронных сетей (feed recurent neural networks, FRNN) и на базе ансамбля нейронных сетей прямого распространения (feed forward neural networks, FFNN).....	37
2.2. Разработка метода синтеза нейроидентификатора с нейропрогнозом статических и динамических характеристик на базе ансамбля нейронных сетей FRNN, FFNN и адаптивной сети на основе системы нечеткого вывода (adaptive neuro-fuzzy inference system, ANFIS)	53

2.3. Разработка комбинированной системы диагностики на базе ансамбля нейроидентификаторов с нейронными сетями FRNN, ANFIS, экспертной нейронной сетью FFNN 69

Выводы..... 82

ГЛАВА 3. Методы автоматизированного синтеза нейрорегуляторов НСУ для АТОННХ

3.1. Проектирование структурных схем и алгоритмов адаптивных нейрорегуляторов на базе нейронных сетей FRNN 83

3.2. Разработка метода синтеза адаптивного подчиненно-нейронного регулирования..... 91

3.3. Разработка метода синтеза адаптивного нейрорегулятора на базе нейронных сетей FRNN, ANFIS 99

Выводы..... 106

ГЛАВА 4. Методы анализа оперативности синтеза, устойчивости и точности НСУ

4.1. Анализ влияния на устойчивость НСУ числа слоев и числа нейронов.....107

4.2. Влияние на устойчивость НСУ нелинейных функций активации.....121

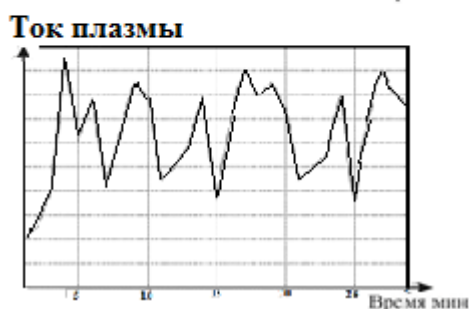
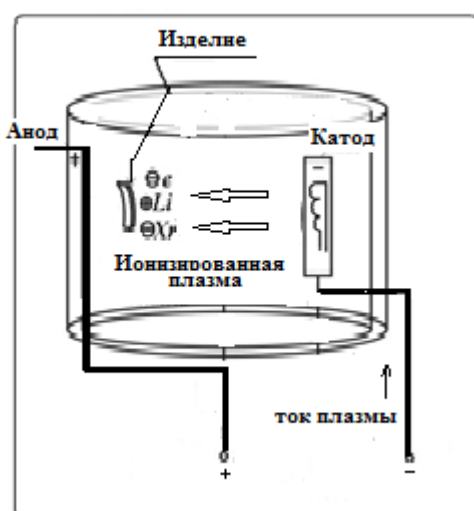
4.3. Новый подход анализа локальной устойчивости, базирующийся на затухании высших производных ошибки обучения нейронных сетей..... 127

Выводы.....	142
142.....	1142
ГЛАВА 5. Результаты компьютерного моделирования, технологии автоматизированного синтеза НСУ и научно обоснованные предложения по архитектурам перспективных таких систем	
5.1. Компьютерное моделирование, разработка и исследование НСУ цифровыми следящими приводами (ЦСП) металлорежущих станков.....	143
5.2. Компьютерное моделирование, разработка, идентификация, исследование НСУ манипуляторами роботов	189
5.3. Компьютерное моделирование, разработка и исследование НСУ ионно-плазменными установками.....	215
Выводы.....	234
Заключение	235
Литература.....	237
Приложение 1.....	259
Приложение 2.....	267

Введение

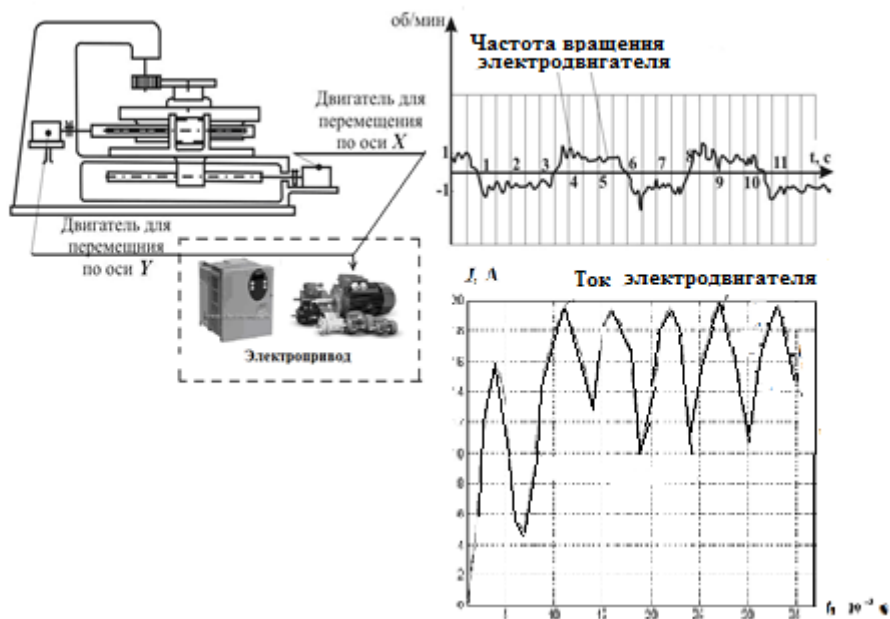
Современное развитие науки и техники предъявляет все более высокие требования к точности, быстродействию и улучшению качества работы систем управления (АТОННХ). Такими техническими объектами являются рассмотренные в диссертации: ионно-плазменные установки; цифровые следящие приводы (ЦСП) металлорежущих станков; манипуляторы для роботов (рисунки 1.1.1 (а, б, в)). Многие параметры и нелинейные характеристики АТОННХ невозможно точно измерить и рассчитать, потому использование классических систем управления на базе линейных методов затруднительно. Для решения задачи повышения точности, быстродействия и улучшения качества работы АТОННХ необходимо разрабатывать новые методы и системы управления, которые при правильном сочетании с адаптивными системами на базе искусственного интеллекта могут позволить решить проблему достижения необходимых статических и динамических характеристик АТОННХ.

Ионно-плазменная установка



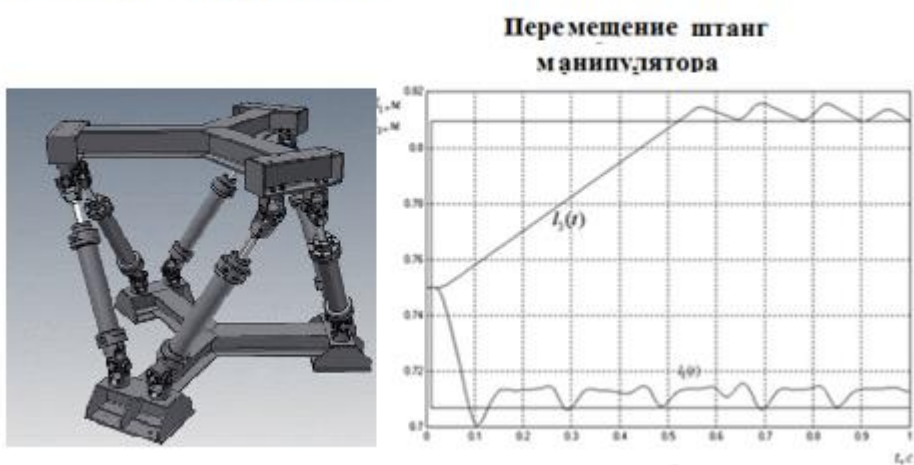
(а)

Металлорежущий станок с ЧПУ



(б)

Манипулятор робота



(в)

Рисунки 1.1.1 (а, б, в) – Примеры АТОННХ с нелинейными рабочими характеристиками

С появлением нанотехнологий повысились требования к точности работы ионно-плазменных установок, предназначенных для напыления нанослоев (10–50 нм) лития, хрома, никеля с целью повышения

жаропрочности, коррозионной стойкости и увеличения срока службы. Ионизированная плазма представляет собой многомерный технический объект с нелинейными и нечеткими характеристиками. Физические процессы в ионизированной плазме сложны.

На стабильность и точность ионно-плазменного напыления в той или иной степени влияет большое количество взаимосвязанных параметров (А. А. Рухадзе, А. Ф. Пузряков, С. А. Мубояджан, А. Ф. Исаков). В процессе напыления может меняться порядок системы дифференциальных уравнений, которые описывают динамические и статические характеристики ионизированной плазмы. Многие традиционные математические модели ионизированной плазмы во многих случаях неадекватны реальному процессу. Так как ионно-плазменное напыление является сравнительно новой технологией, работ, посвященных управлению ионизированной плазмой, мало. Основными факторами, сдерживающими широкое внедрение систем управления ионизированной плазмой, являются: недостаточная информация о статических и динамических характеристиках; невысокая точность функциональных зависимостей, описывающих процесс; отсутствие методов, методик и алгоритмов управления АТОННХ. Новые методы, разработанные в диссертации, позволят упростить процессы идентификации и управления, повысить точность работы.

В настоящее время сверхточные прецизионные системы управления создаются на базе стандартных классических регуляторов, которые широко зарекомендовали себя благодаря своей простоте и высокой надежности для линеаризованных объектов. Однако эти регуляторы не могут оперативно самообучаться, перестраивать свои структуры, варьировать коэффициенты при изменении нелинейных параметров АТОННХ. Стандартные классические регуляторы не могут вырабатывать упреждающее прогнозируемое управление, которое является необходимым для качественной работы.

Одним из способов, позволяющих повысить точность и быстродействие работы АТОННХ при компенсации внешних возмущающих воздействий в системах автоматического управления, является применение теории инвариантности (Г. М. Уланов, Б. Н. Петров, А. Г. Ивахненко, В. В. Солодовников). Основным методом, используемым при построении инвариантных систем, является комбинированное управление с вводом в контур АТОННХ производных от задающих и возмущающих воздействий. Однако формирование этих производных в условиях нечеткой информации о внешних возмущающих воздействиях затрудняет применение комбинированного управления.

Другой способ повышения точности работы АТОННХ базируется на применении теории чувствительности с методами исследования зависимости свойств систем управления от изменения параметров технических объектов (Р. М. Юсупов, М. Вукобратович). Основой теории чувствительности является определение функций и коэффициентов чувствительности. Функции и коэффициенты чувствительности позволяют оценить влияние отдельных параметров на динамические и статические характеристики системы управления. Однако анализ работы АТОННХ из-за неточности исходных данных не формализуем. В результате вычисление функций чувствительности на базе частных производных состояний объекта по параметрам затруднено, что также ограничивает применение теории чувствительности.

В целом методы управления АТОННХ классическими методами (оптимальным, экстремальным, стохастическими и т. д.) описываются большим количеством дифференциальных уравнений, что приводит к увеличению объемов расчетов и увеличению времени их обработки. Поэтому

классические методы управления не могут существенно повысить быстродействие и точность работы АТОННХ.

В последние годы повысился интерес к новым научным направлениям, в частности к нейроуправлению с использованием нейронных сетей. Теория нейроуправления, насчитывающая не один десяток лет, постоянно совершенствуется. Особенно интенсивное развитие она получила в последнее время благодаря развитию цифровых современных информационных технологий. Использование теории нейроуправления позволяет эффективно обрабатывать полученные результаты, проводить достаточно глубокий анализ статических и динамических характеристик, отслеживать появление ошибок и нежелательных режимов. Преимущество использования теории нейроуправления заключается в сравнительной простоте оптимизации сложных законов управления, минуя процесс разработки математических моделей АТОННХ. Поэтому использование теории нейроуправления привело к созданию нейропроцессоров, которые нашли широкое применение во многих отраслях науки и техники. Нейропроцессорные системы управления непосредственно обучаются статическим и динамическим характеристикам, обеспечивая необходимую точность систем управления, что выгодно отличает их от традиционных микропроцессорных систем.

Однако при включении нейронных сетей в замкнутые контуры управления АТОННХ появилась проблема анализа устойчивости. Проблема устойчивости ставила в тупик первых исследователей. Сложно было предсказать, какие нейронные сети, состоящие из набора нейронов, связанных между собой перекрестными обратными связями с нелинейными функциями активации, будут устойчивы. Нейроны могут объединяться в сети различными способами, число слоев может быть неограниченным, определение числа нейронов и слоев представляет собой серьезную

математическую проблему. Широко применяемые классические методы анализа устойчивости Рауса–Гурвица, Найквиста–Михайлова, используемые для линеаризованных динамических систем, не годятся для анализа АТОННХ, что было отмечено в трудах А. А. Красовского, Е. П. Попова, В. В. Солодовникова. Для определения устойчивости нелинейных систем управления уже долгое время широко применяется прямой метод Ляпунова. Однако поиск необходимой функции Ляпунова иногда является довольно затруднительным. Определенную трудность представляют и расчеты данными методами локально асимптотических областей устойчивости. Таким образом, на сегодняшний день анализ устойчивости систем управления АТОННХ существующими классическими методами представляет сложную проблему, что требует новых подходов к обеспечению устойчивости систем управления АТОННХ.

При длительной работе систем управления АТОННХ происходит износ оборудования, приводящий к нештатным ситуациям. В таких случаях приходится прогнозировать и определять неисправности, предсказывая будущие отказы. Такие задачи (в отличие от обычных методов диагностики) можно решать, используя системы прогнозирования на базе нейронных сетей, что делает незаменимой нейродиагностику для повышения надежности работы систем управления АТОННХ.

В диссертации предлагается новый подход к разработке нейросетевых методов для повышения точности работы, быстродействия и улучшения качества работы АТОННХ с системами управления, состоящими из прогнозируемых нейрорегуляторов и нейроидентификаторов с нейродиагностикой неисправностей и отказов оборудования. Все это является на сегодняшний день важной и актуальной проблемой.

Объект исследования: процесс нейросетевого управления классами АТОННХ (на примере ионно-плазменных установок, высокоточных ЦСП металлорежущих станков и манипуляторов для роботов с параллельной кинематикой).

Предмет исследования: научно-методический аппарат автоматизированного синтеза НСУ АТОННХ

Методологическая и теоретическая базы исследования.

Диссертационная работа опирается на достижения отечественной школы систем нейроуправления (А. И. Галушкин, В. А. Терехов, А. А. Жданов, А. Н. Редько), а также на достижения зарубежных школ: США (У. Макклок, У. Питс, Ф. Розенблатт, Л. Заде), Канады (С. Хайкин), Японии (К. Хирасава), Китая (Ронг-ДжангВай, Дженг Дао).

Цель исследования: существенное сокращение времени синтеза, повышение эффективности, точности, улучшение качества работы нейросетевых систем управления АТОННХ. Для достижения поставленной цели были сформулированы и решены следующие основные задачи:

Разработки теоретически основ автоматизированного синтеза ансамбля (НСУ АТОННХ, которые включают: систему показателей и критериев эффективности; Разработка обобщенной математической формулировки задачи оптимального синтеза НСУ с обобщенным алгоритмом решения;

Разработки задач оптимального синтеза НСУ.

Разработки методов автоматизированного синтеза НСУ, алгоритмов решения математических задач.

Разработки методов анализа оперативности синтеза, устойчивости и точности НСУ.

Разработки технологии автоматизированного синтеза НСУ с научно обоснованными предложениями по архитектурам и перспективности нейросистем.

Решаемая научная проблема: разработка принципов, моделей, методов и технологий автоматизированного синтеза нейросетевых систем управления (НСУ) АТОННХ, сокращающих время синтеза, повышающих точность.

Научная и теоретическая новизна заключается в проектировании нейроидентификатора с нейропрогнозом статических и динамических характеристик на базе ансамбля нейронных сетей прямого распространения (feed forward neural networks, FFNN) и ансамблей рекуррентных нейронных сетей (feed recurrent neural networks, FRNN).

нейроидентификатора с нейропрогнозом статических и динамических характеристик на базе ансамбля нейронных сетей FRNN и адаптивной сети на основе системы нечеткого вывода (adaptive neuro-fuzzy inference system, ANFIS);

адаптивного подчиненно-нейронного регулирования;

синтеза нейрорегуляторов: на базе нейронных сетей FRNN, ANFIS;

вывода теоремы об устойчивости НСУ с критерием приближения к областям локальной асимптотической устойчивости и анализом затухания высших производных ошибки обучения нейронных сетей, отличающихся тем что, широко применяемые классические критерии устойчивости Рауса–Гурвица, Найквиста–Михайлова, используемые для линеаризованных динамических систем, не годятся для анализа устойчивости АТОННХ

Основные научные результаты, выносимые на защиту:

1. Теоретические основы автоматизированного синтеза НСУ АТОННХ с показателями критериев эффективности, обобщенной математической формулировкой задачи оптимального синтеза НСУ, с алгоритмами решения этой задачи; с совокупностью базовых частных математических формулировок оптимального синтеза.

2. Методы автоматизированного синтеза НСУ АТОННХ с алгоритмами решения сформулированных математических задач синтеза:

метод синтеза нейроидентификатора с нейропрогнозом статических и динамических характеристик на базе ансамбля нейронных сетей FFNN, FRNN, ANFIS.

метод синтеза адаптивных нейрорегуляторов на базе нейронных сетей FRNN;

метод синтеза адаптивного подчиненно-нейронного регулирования;

3. Новый подход анализа оперативного синтеза, локальной устойчивости и точности НСУ.

4. Технологии автоматизированного синтеза с предложениями по перспективности применения и внедрения архитектур НСУ для АТОННХ.

Обоснованность научных положений, выводов и практических рекомендаций, полученных в диссертационной работе, обеспечивается результатами экспериментальных исследований, успешным представлением основных положений в ряде докладов на ведущих международных конференциях, а также результатами технологических испытаний реальных систем, при оценке которых были использованы предложенные методы, и комплекс программных средств. Практические рекомендации,

сформулированные в диссертации, обоснованы проведенными исследованиями и могут служить руководством при решении практических задач.

Практическая значимость работы определяется тем, что разработанные новые методы для НСУ обладают конкурентными преимуществами перед традиционными системами управления, обеспечивая более высокие показатели статических и динамических характеристик АТОННХ с диагностикой и прогнозированием аварийных ситуаций. в отличии от традиционных систем управления.

Внедрение результатов работы. Результаты диссертационной работы использованы в отчетах НИОКР по теме: «Разработка промышленных технологий по созданию адаптивной системы управления оборудованием при обработке металлов», выполненной для Министерства промышленности и энергетики РФ (Государственный контракт № 7410.1003702 от 28 сентября 2007 г.). Шифр темы: «Станок» РВИЖ 2-Э44. Работа проводилась в ОАО «НИИВК им. М. А. Карцева», акт о внедрении от 09.11.2010, в НИЦ «Курчатовский институт» – ВИАМ совместно с ОАО «НИИВК им. М. А. Карцева». Разработаны алгоритмы и программы нейроуправления ионизированной плазмой для установок МАП 2,3, акт о внедрении от 29.10. 2010.

Результаты диссертационной работы отражены в отчетах при выполнении совместно с кафедрой «Системы автоматизированного проектирования» ФГБОУ ВО «МГТУ им. Н. Э. Баумана» гранта проекта № 2.12/1509, мероприятие 2, раздел 2.1, подраздел 21.2 «Разработка научных основ построения мехатронных технологических машин на базе многосекционных манипуляторов типа “Хобот”», согласно аналитической ведомственной целевой программе «Развитие научного потенциала высшей школы (2009–2010 годы)», акт о внедрении от 07.03.2011.

В НИИ «Электропривод» внедрены алгоритмы и программы на базе методов нейроидентификации статических и динамических характеристик, электродвигателей постоянного и переменного тока, алгоритмы и программы нейроруавления при создании многоконтурных систем управления промышленными электроприводами, акт о внедрении от 12.09.2007.

В ООО Научно-производственной фирме «Системы автоматического управления неопознанными объектами» (ООО НПФ «САУНО») внедрен метод синтеза нейропрогнозирующего нейроидентификатора с использованием нейронных сетей с нечеткой логикой при неполных и неточных нелинейных статических и динамических характеристиках АТОННХ, акт о внедрении от 01.03.2013.

Апробация результатов исследования. Результаты диссертационной работы были представлены и обсуждены на ряде научных конференций, совещаний и семинаров, в том числе на VII Международной научно-практической конференции «Новейшие достижения европейской науки – 2011» (Болгария, София, 17–25 июня 2011 г.), на XI Международной научно-практической конференции «Ключевые вопросы современной науки» (Болгария, София, 17–25 апреля 2015 г.), на XI Международной научно-практической конференции «Наука без границ – 2015», секции «Математика», «Физика» (Великобритания, Шеффилд, 30 марта – 7 апреля 2015 г.), на XVII Всероссийской научной конференции «Нейрокомпьютеры и их применение» (Россия, Москва, МГППУ, 20 марта 2019 г.), на III Международной научно-практической конференции «Наука и просвещение» (Россия, Пенза, 25 мая 2020 г.), на постоянно действующем городском семинаре при Научном совете по информатизации Санкт-Петербурга «Информатика и автоматизация» (Россия, Санкт-Петербург, «СПИИРАН», 18 ноября 2022 г.), на II Международной научно-практической конференции: «БИОНИКА-2022» (Россия, Москва, ФГБОУ ВО «МГТУ имени Н. Э. Баумана, 23–24 декабря 2022 г.) и на XII Международной

научно-практической конференции «Индустриальная Россия: вчера, сегодня, завтра» (Россия, Республика Башкортостан, Уфа,» (Россия, Республика Башкортостан, Уфа, 2 мая 2023 г.)

Личный вклад автора. Автором лично разработаны теоретические методы, модели и алгоритмы для проектирования систем нейроидентификации, нейроуправления и нейродиагностики. Разработаны теоретические основы НСУ АТОННХ:

– для метода синтеза нейроидентификатора с нейропрогнозом статических и динамических характеристик на базе ансамбля нейронных FRNN. FFNN

– для метода синтеза нейроидентификатора с нейропрогнозом статических и динамических характеристик на базе ансамбля нейронных сетей FRNN, FRNN, ANFIS.

– для метода синтеза адаптивного подчиненно-нейронного регулирования (разработан метод синтеза нейрорегуляторов: на базе нейронных сетей FRNN);

– для теоремы об устойчивости НСУ с критерием приближения к областям локальной асимптотической устойчивости и анализом затухания высших производных ошибки обучения нейронных сетей, отличающиеся тем, что они приспособлены для анализа АТОННХ, в отличие от широко применяемых классических критериев анализа устойчивости Рауса – Гурвица, Найквиста – Михайлова, используемых для линеаризованных динамических систем, которые не подходят для этой цели.

Публикации. По теме диссертации опубликовано тридцать восемь печатных работ, двадцать восемь из которых - в изданиях из перечня рецензируемых научных журналов ВАК, в том числе, три - в международных изданиях, индексируемых в базе данных Scopus и семь монографий.

Объем и структура диссертации. Диссертационная работа состоит из введения, пяти глав, заключения и списка литературы. Материал изложен на 270 страницах, включает 11 таблиц, 126 рисунков и схем, а также 2 приложения. Список использованной информации содержит наименований 150.

ГЛАВА 1. Анализ процессов в нейросетевых системах управления (НСУ) автоматизированных технических объектов с нелинейными неопределенными характеристиками (АТОННХ)

1.1. Аналитический обзор моделей, современных методов управления АТОННХ

При анализе процессов нейросетевого управления АТОННХ необходимо сравнить традиционные, классические методы управления с нейросетевыми. На рисунке 1.1.2 представлено сравнение процессов нейросетевого управления с традиционными, классическими методами (оптимальное, адаптивное, экстремальное, стохастическое управление), которые требуют решения большого количества дифференциальных уравнений, как правило, линеаризованных математических моделей объектов управления [58,66,73,80,81].



Рисунок 1.1.2 – Сравнение методов управления АТОННХ

Для сравнительной оценки различных подходов нейросетевого управления проведен обзор современных систем и моделей управления АТОННХ, разработанных как в России, так и за рубежом.

В МГТУ им. Н. Э. Баумана А. В. Васиным на кафедре РК-10 была сделана работа: **«Повышение точности слежения приводов систем космического радиовидения методами оптимального и адаптивного управления на основе нейронных сетей»**. В работе использовались нейронные сети Вольтерри:

$$y(n) = \sum_{i_1=1}^L w_{i_1} x(n-i_1) + \sum_{i_1=1}^L \sum_{i_2=1}^L w_{i_1 i_2} x(n-i_1) x(n-i_2) + \sum_{i_1=1}^L \dots \sum_{i_k=1}^L w_{i_1 i_2 \dots i_k} x(n-i_1) x(n-i_2) \dots x(n-i_k) ,$$

(1.1.1)

где x – входной сигнал;

y – выходной сигнал;

w_i – веса, называемые ядрами Вольтерри;

L – количество единичных задержек.

При помощи нейронных сетей Вольтерри удалось прогнозировать и компенсировать виброперемещения, что существенно повысило статическую и динамическую точность работы электропривода радиотелескопа.

В Северо-Кавказском ГТУ (Ставрополь) Р. В. Широковым была сделана работа: **«Нейросетевые модели систем автоматического регулирования промышленных объектов»**. Работа посвящена нейроадаптивному регулированию астатических объектов. Разработаны методы поиска оптимальных параметров настройки ПИ и ПИД нейрорегуляторов, определяющие качество математических моделей.

На рисунке 1.1.3 представлена модель нейроидентификации астатического объекта регулирования. Входной сигнал $x(t)$ поступает на объект регулирования и на рекуррентную нейронную сеть. Выходные сигналы $h(t)$, $h(t+1)$, $z(t+1)$, $e(t+1)$ задержаны на один такт. Сигнал $e(t+1)$ участвует в настройке и обучении рекуррентной нейронной сети.

$$T_n \frac{d^n h(t)}{dt^n} + T_n \frac{d^{n-1} h(t)}{dt^{n-1}} + T_n \frac{d^{n-2} h(t)}{dt^{n-2}} + \dots + T_0 h(t) = T_n \frac{d^m x(t)}{dt^m} + T_n \frac{d^{m-1} x(t)}{dt^{m-1}} + T_n \frac{d^{m-2} x(t)}{dt^{m-2}} + \dots + T_0 x(t) \quad (1.1.2)$$

В работе разработана методика синтеза нейроидентификации астатических объектов с адекватным отражением выходных сигналов.

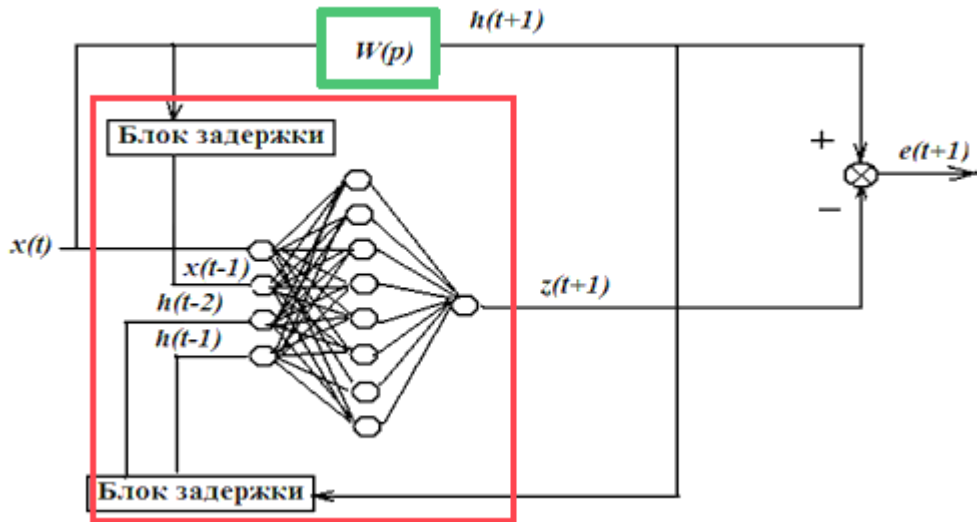


Рисунок 1.1.3 – Модель нейроидентификации астатического объекта регулирования

В МФТИ (Москва) С. В. Пантелеевым была сделана работа: **«Разработка, исследование и применение нейросетевых алгоритмов идентификации и управления динамическими объектами»**. В работе был проведен синтез алгоритмов обучения нейронных сетей для идентификации различных динамических объектов, разработана методика выбора типа нейроконтроллера в контурах управления различными технологическими установками. На рисунке 1.1.4 представлена структурная схема нейроидентификации динамического объекта.



Рисунок 1.1.4 – Структурная схема нейроидентификации динамического объекта

В работе представлено решение прикладных задач нейроидентификации и нейроуправления, в том числе идентификация уравнения Ван-дер-Поля:

$$\frac{d^2x}{dt^2} - \mu(1-x^2)\frac{dx}{dt} + x = 0, \quad (1.1.3)$$

где x – амплитуда колебания.

Данное нелинейное дифференциальное уравнение второго порядка описывает работу LC электрогенератора, характеристики в котором определяются коэффициентом μ . Результаты нейроидентификации показали

более высокую точность и быстродействие по сравнению с численными методами Рунге–Куты, Эйлера.

В ДВПИ им. Куйбышева (Владивосток) Б. С. Ноткиным была сделана работа: «Системы прогнозирующего нейрорегулирования нелинейными динамическими объектами». Были разработаны методики синтеза систем прогнозирующего инверсного нейрорегулирования, позволяющего в условиях неопределенности реализовывать свойства систем, близких к прогнозирующему управлению с моделью. Предложены структурные схемы настройки систем модифицированного ПИД-регулирования, обеспечивающие качественное управление широким классом нелинейных объектов управления. На рисунке 1.1.5 отображен общий вид системы адаптивного нейрорегулирования с эталонной моделью (ЭМ). Адаптация в этой системе обеспечивается за счет нейросетевого регулятора (НР), который непосредственно обучается в процессе регулирования (АО – алгоритм обучения). Целью обучения НР является минимизация ошибки между выходом эталонной модели и фактическим выходом объектом управления (ОУ):

$$\varepsilon_y[i] = r[i] - y[i] \quad (1.1.4)$$

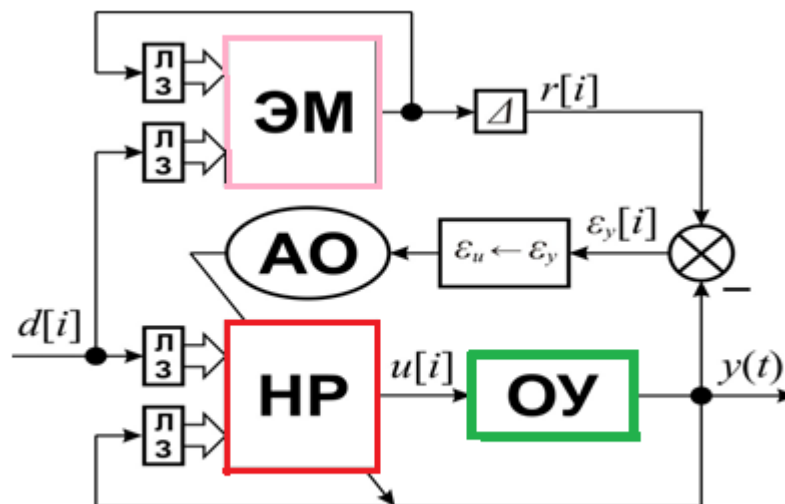


Рисунок 1.1.5 – Общий вид системы адаптивного нейрорегулирования с эталонной моделью

Входной сигнал $d[i]$ поступает как на НР, так и на ЭМ. Управляющее воздействие $u[i-1]$ формируется по следующей зависимости:

$$u[i-1] = a_0 y[i] + \sum_{j=1}^{n+1} a_j y[i-1] + \sum_{j=2}^{m+1} b_j u[i-j] \quad (1.1.4)$$

Численные эксперименты показали, что предложенная система адаптивного нейроуправления не уступает в качестве регулирования альтернативным и является более эффективным решением.

Большое количество работ, посвященных разработке систем нейроуправления технологическими устройствами, выполнено зарубежными инженерами и учеными США, Японии, Китая.

В электротехническом Университете Kyushu (Япония) разработана система нейроуправления и нейроидентификации элементами электродвигателя постоянного тока с генератором электрической энергии на базе солнечных фотоэлементов. Система нейроуправления является самонастраивающейся и поддерживает оптимальный режим работы с максимальным КПД. Система нейроуправления состоит из двух нейронных сетей, которые выполняют функции нейроидентификации и нейрорегулятора. Электродвигатель и генератор на фотоэлементах имеют нелинейные характеристики, что обуславливает применение нейронных сетей. Нейронная сеть, работающая в режиме идентификации, имеет конструкцию 3-15-1. Она выполняет эмуляцию динамики электродвигателя с якобианом $\partial\omega/\partial D$. Этот якобиан используется для корректировки весов и смещений второй нейронной сети, являющейся адаптивным нейрорегулятором, конструкция которого имеет вид 6-20-1. Нейрорегулятор управляет статическими и динамическими характеристиками электродвигателя, следит за максимальным КПД и контролирует частоту вращения электродвигателя. Нейроидентификатор включен последовательно с электродвигателем (рисунок 1.1.6). Система нейроуправления

электродвигателем постоянного тока обеспечивает оптимальные статические и динамические характеристики.

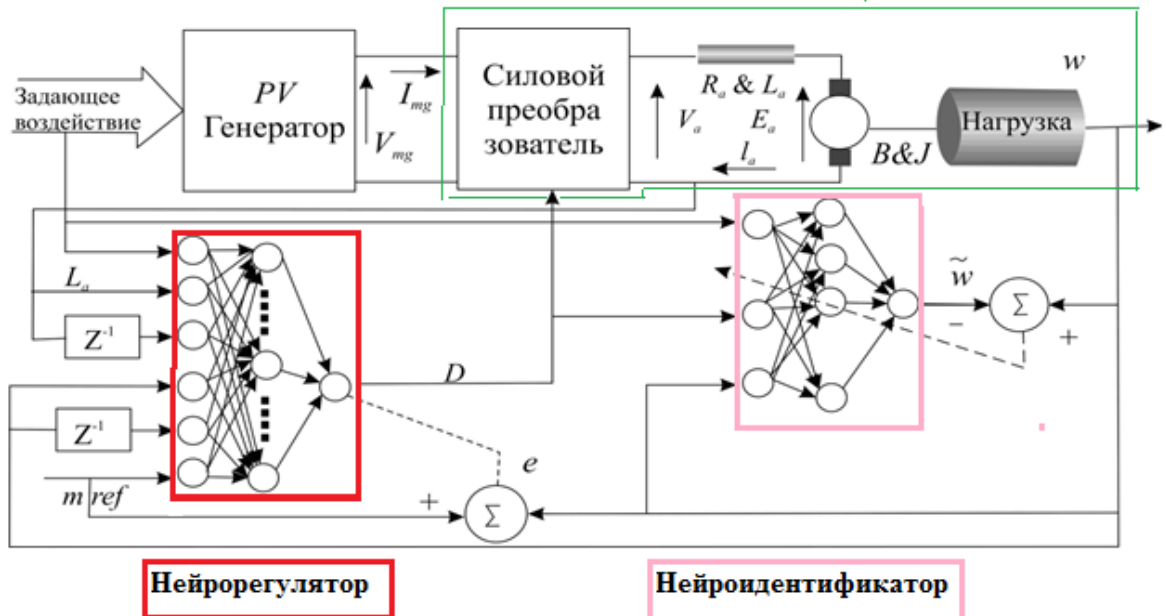


Рисунок 1.1.6 – Система нейрорегулирования электродвигателем постоянного тока

На рисунках 1.1.7, 1.1.8 представлены структурные схемы систем нейрорегулирования электродвигателями, разработанные в Электротехническом Университете Тайваня с применением нечетких нейронных сетей (ННС).

Система нейрорегулирования состоит из двух нечетких нейронных сетей (ННС). Первая ННС работает в режиме нейроидентификации, вторая ННС представляет собой нейрорегулятор. Нейрорегулятор включен последовательно с электродвигателем. Целевая функция нейроидентификатора заключается в минимизации ошибки:

$$E(k) = \frac{1}{2} (e(k))^2, \quad (1.1.5)$$

где $e(k)$ – ошибка скорости и равна $\omega_{ref}(k) - \omega(k)$;

$\omega_{ref}(k)$ – рекомендуемая частота вращения электродвигателя;

$\omega(k)$ – фактическая частота вращения.

Веса нейронов вычисляются по следующей формуле:

$$\frac{\partial E}{\partial W_{ji}}(k) = \frac{\partial E}{\partial \omega}(k) \frac{\partial \omega}{\partial D}(k) \frac{\partial D}{\partial in_j}(k) \frac{\partial in_j}{\partial W_{ij}}(k), \quad (1.1.6)$$

где W_{ji} – веса нейрона i и нейрона j , in_j .

Корректировка $\Delta W_{ji}(k)$ веса W_{ji} определена в соответствии со стремлением дельты в бесконечность:

$$\Delta W_{ji}(k) = -\eta(k) \frac{\partial E}{\partial W_{ji}}(k), \quad (1.1.7)$$

где $\eta(k)$ – коэффициент обучения.

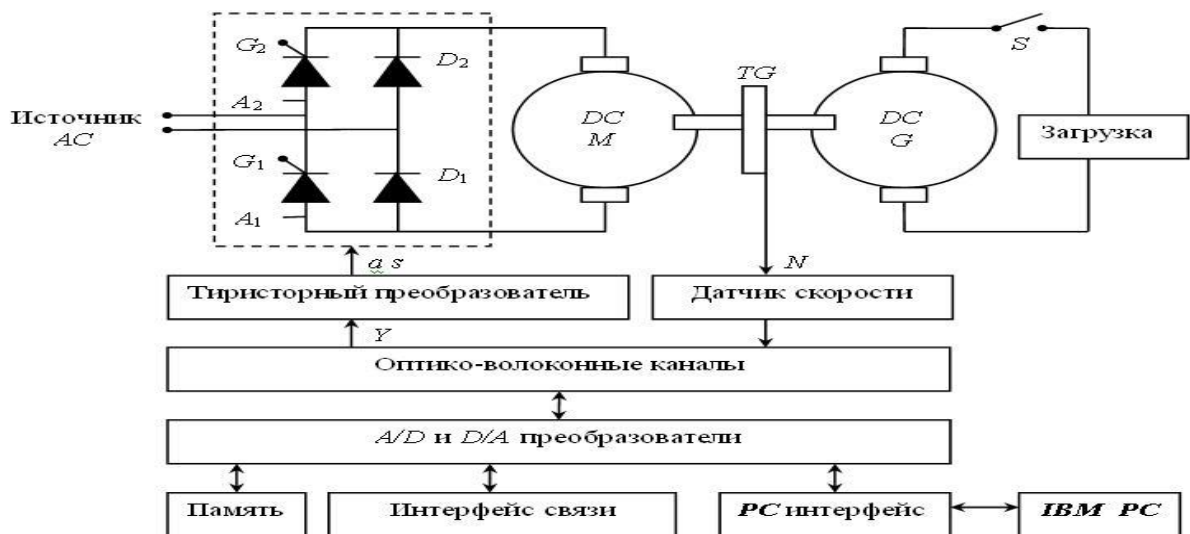


Рисунок 1.1.7 – Структурная схема системы нейруправления электродвигателем

Системы нейруправления с нечеткой логикой удобны для создания нелинейных контроллеров с использованием эвристической информации. Нечеткий контроллер обеспечивает оптимальное отслеживание частоты вращения электродвигателя. Нечеткий логический контроллер состоит из механизма вывода и основных правил. Он преобразует ошибку скорости в соответствии с лингвистическими значениями. Механизм вывода берет нечеткие значения вводов FLC, чтобы определить нечеткие выводы, используя основные правила. Нейронная сеть имеет четыре слоя с нечеткой логикой. Работа нейронной сети описывается следующим выражением:

$$U_0 = \frac{\sum_{i=1}^n \mu_c(x_i)x_i}{\sum_{i=1}^n \mu_c(x_i)}, \quad (1.1.8)$$

где U_0 – выход нечеткой части;

$f_jc(x_i)$ – степень функции членства входного младшего сигнала;

n – число выводов лингвистических переменных.

Нечеткая нейронная сеть включает входной уровень, уровень членства, уровень правила k и уровень вывода o . Распространение сигнала и основная функция в каждом уровне представлены ниже.

В первом входном слое каждый ввод и сетевой вывод представлены как:

$$net_i^1 = x^1, \quad (1.1.9)$$

$$y_i^1 = f_i^1(net_i^1) = net_i^1,$$

где x представляет 1-й ввод к узлу L .

Второй слой выполняет функцию членства, который присоединяется к функции Gaussian. Для j -го узла ввод и сетевой вывод представлен следующими уравнениями:

$$net_{ij}^2 = \frac{(x_j^2 - m_{ij})^2}{(\sigma_{ij})^2}, \quad (1.1.10)$$

$$y_{ij}^2 = f_{ij}^2(net_{ij}^2) = \exp(-net_{ij}^2),$$

$$j = 1 \dots n \quad (1.1.11)$$

где m_{ij} и σ_{ij} – соответственно, среднее и стандартное отклонение функции; Gaussian в периоде i -го ввода лингвистической переменной x_{ij}^2 ; n – общее количество лингвистических переменных относительно входных узлов.

В третьем слое правила уровня умножаются на входные сигналы. Для узла k сетевой ввод и сетевой вывод представлены как:

$$net_{ki}^3 = \prod_3^k x_{ij}^3, \quad (1.13)$$

$$y_i^3 = f_k^3(net_k^3) = net_k^3, \quad (1.1.12)$$

$$k = 1 \dots i$$

где x_{ij}^3 представляет ввод к каждому узлу уровня 3.

В четвертом слое осуществляется вывод уровня. Сетевой ввод и сетевой вывод представлены как:

$$net_0^4 = \sum_4 \omega_{k0}^4 x_k^4,$$

$$y_i^4 = f_k^4(net_k^4) = net_k^4, \quad (1.1.13)$$

Чтобы описывать сетевой алгоритм, используют метод контролируемого градиента с функцией E энергии:

$$E = 0,5(y_d - y)^2 = 0,5e^2, \quad (1.1.14)$$

где y_d^4 – желаемый ответ, y – фактический вывод и e – различие между желаемым ответом и фактическим выводом.

Структурная схема системы нейруправления показана на рисунке 1.1.8.

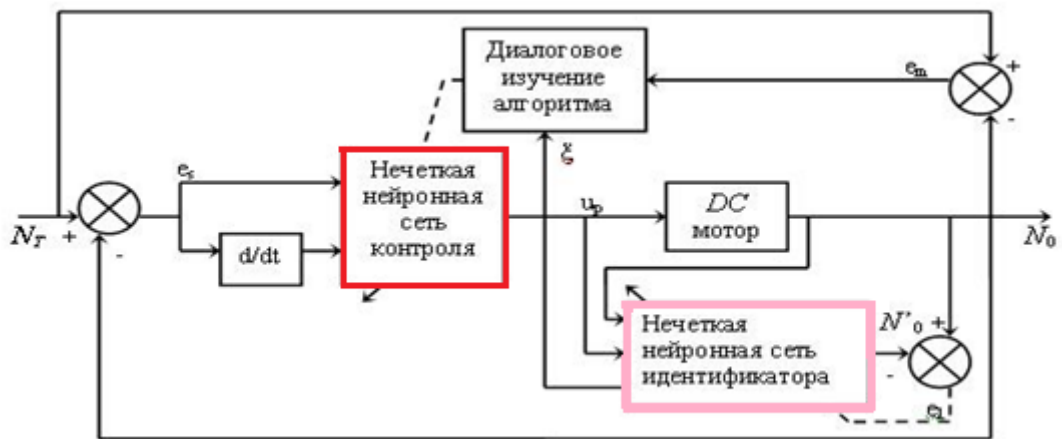


Рисунок 1.1.8 – Структурная схема системы нейруправления

Главная цель нейронной сети – обеспечить идентификацию статических и динамических характеристик электродвигателя.

Функция энергии переопределена следующим образом:

$$E_i = 0,5(N_0 - N'_0)^2 = 0,5e_{ij}^2 \quad (1.1.15)$$

Период ошибки определяется как:

$$\delta_0^4 = -\frac{\partial E}{\partial net_0^4} = E_i \quad (1.1.16)$$

Обучение нейронной сети заканчивается при достижении минимальной ошибки, то есть при: $N_0 = N'_0$

$$\frac{\partial N_0}{\partial k_p} \equiv \frac{\partial N'_0}{\partial U_p} = \frac{\partial y_0^4}{\partial x_i^1} - \sum_{k=1}^i W_{k0}^4 \left| y_k^3 (-2) \frac{x_i^1 - m_{jk}}{\sigma_{t,k}^2} \right| = \zeta, \quad (1.1.17)$$

где R является числом правил.

Цель нейрорегулятора – синтезировать сигнал управления. На вход нейрорегулятора поступает ошибка между желательной и фактической частотой вращения электродвигателя.

Функция энергии переопределена следующим образом:

$$E_i = 0,5(N_i - N_0)^2 = 0,5e_{mij}^2, \quad (1.1.18)$$

где диапазон ошибки S^* в $Eq.$ становится:

$$\delta_0^4 = -\frac{\partial E_i}{\partial net_0^4} = e_m \zeta. \quad (1.1.19)$$

При сотрудничестве США (Университет в Неваде, отделение электротехники), Польши (Варшавский Технологический Университет, отделение систем управления и промышленной электроники), Дании (Аалборгский Университет, энерготехнологическое отделение) в 2002 г. опубликована работа: **«Цифровая обработка сигналов в приводах с асинхронными электродвигателями нечеткими нейронными сетями»** (Andrzej M. Trzynadlowski, Marian P. Kazmierkowski, Pawel Z. Grabowski, Michael M. Veck), рисунок 1.1.9.

Нейроуправление элементами асинхронного электродвигателя (АД) происходит в условиях неопределенности, поэтому используется нечеткая логика с применением генетического алгоритма (ГА). Нечеткая логика с ГА улучшает векторное управление, повышает устойчивость работы АД.

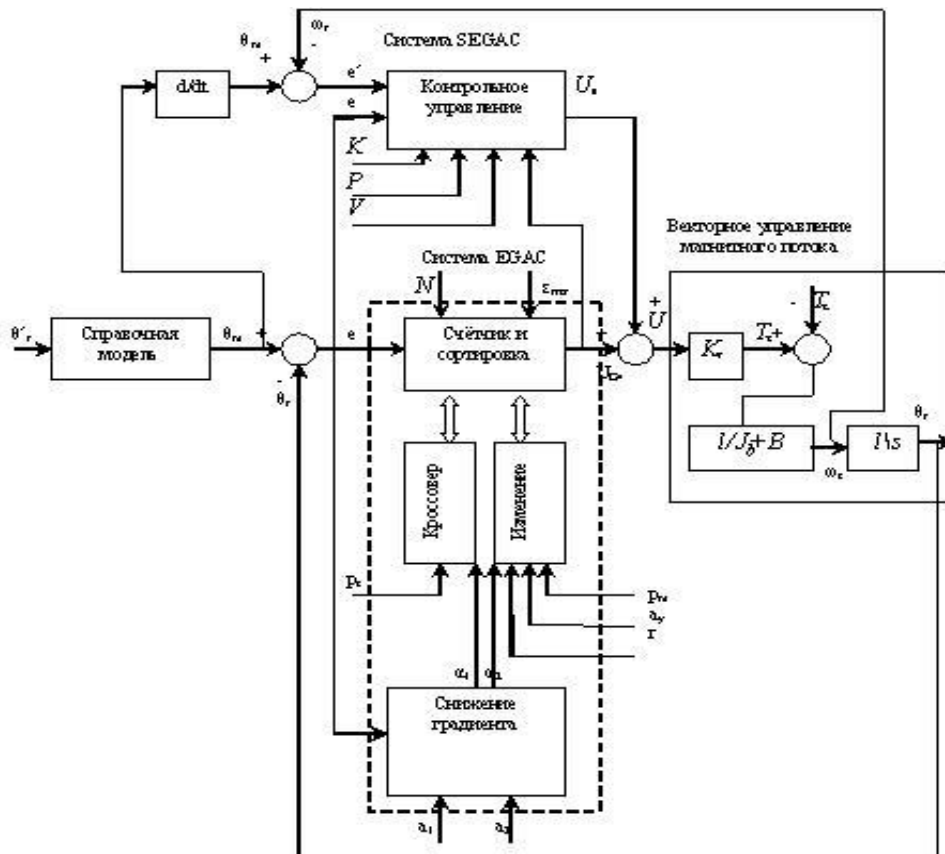


Рисунок 1.1.9 – Система нейруправления элементами АД

Для системы нейруправления был сконструирован поисковый алгоритм, обладающий удивительными возможностями. При выборе размера шага скрещивания и мутации применяется стандартное отклонение, так как его разница между двумя примыкающими поколениями используется для определения мутации. Если стандартное отклонение увеличивается, то увеличивается и размер шага генетического оператора. С другой стороны, мутацию необходимо вызвать принудительно, чтобы избежать проблемы локальной оптимизации, в случае если стандартное отклонение велико или очень мало. На рисунке 1.1.10 представлена структурная схема нейруправления АД с ГА.

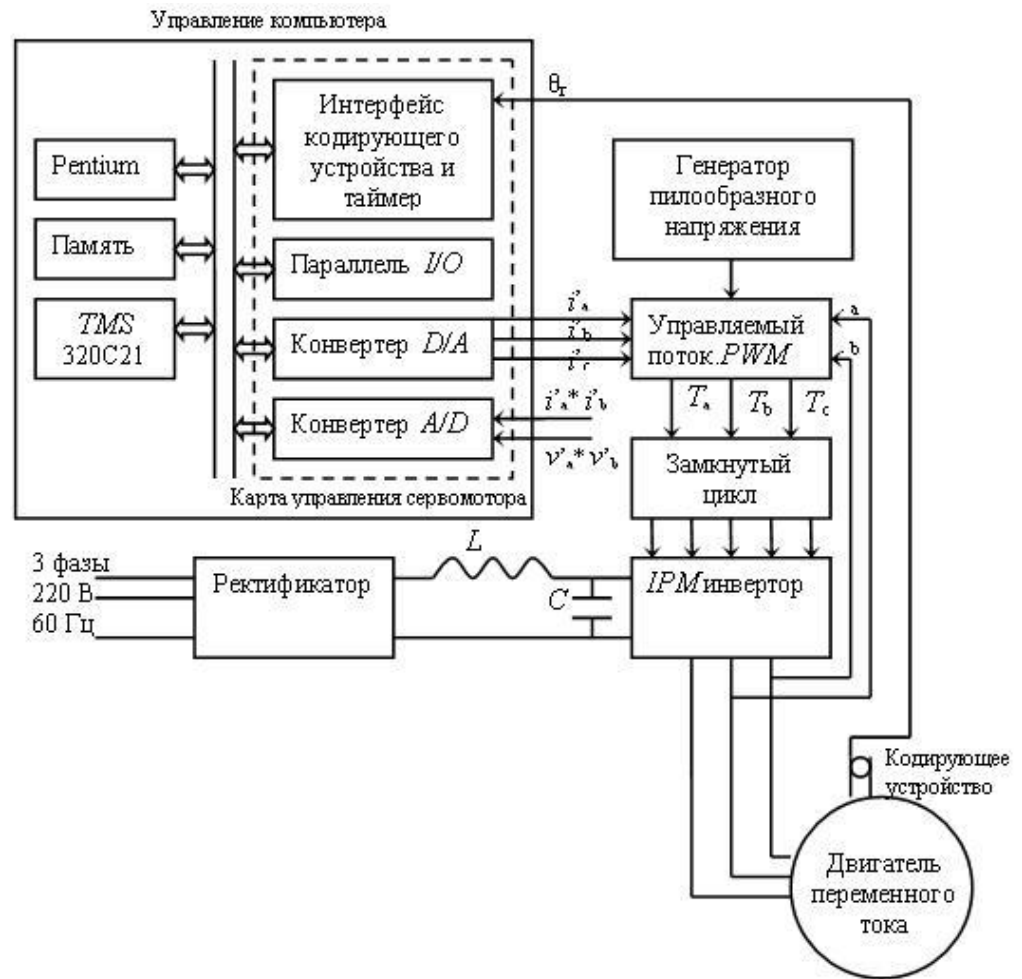


Рисунок 1.1.10 – Структурная схема нейруправления АД с ГА

Система нейруправления с ГА использует обучающий подход градиентного спуска для создания главного контроллера. Предлагаемый метод нейруправления с ГА обладает улучшенными возможностями:

- 1) хорошие самоорганизационные свойства даже для изменяющихся во времени систем – благодаря генетическому оператору обратного распространения ошибки, входящему в состав процессов ГА;
- 2) применение действительных чисел позволяет сократить время обработки;
- 3) только одна лучшая хромосома или две лучшие из хороших хромосом были селекционированы для доведения до конца генетического процесса в целях упрощения структуры управления;

4) диспетчерское управление внедрено в рамках ГА для обеспечения устойчивости состояний системы.

Учеными Кореи (отдел электротехники технического колледжа Jeonju, Chonju) опубликована работа: «**Модель адаптивного нейроконтроллера с оценочной функцией сопротивления ротора индукционного двигателя**», 2003 г., Woo-yong Han, Sang-min Kim, Chang-goo Lee; учеными Китая и Финляндии (Харбинский Институт Технологии, Хельсинский Университет Технологии) опубликована работа: «**Нейродиагностики электродвигателей**», 2005 г., Xianyi Zhuang, Sheng Qiang. В Корее в Национальном Университете электронной информации была разработана система нейродиагностики для контроля сопротивления ротора на базе искусственной нейронной сети с нечеткой логической системой, которая повышает надежность работы при изменении параметров электродвигателя. Изменение сопротивления ротора ведет к изменению вращающего момента, токов статора, магнитного потока, то есть к изменению статических и динамических характеристик электродвигателя.

При векторном управлении необходима информация о частоте вращения ротора и о скольжении, которые зависят от электромагнитной постоянной времени электродвигателя и напрямую зависят от сопротивления ротора. Сопротивление ротора значительно изменяется с изменением температуры, что приводит к изменению магнитного потока и, как следствие, к изменению и нарушению векторного управления электродвигателем.

На рисунке 1.1.11 представлена система нейруправления с оценочной функцией сопротивления ротора R_r . Для определения $\cos\theta_e$ и $\sin\theta_e$ в системе нейруправления вычисляется скольжение.

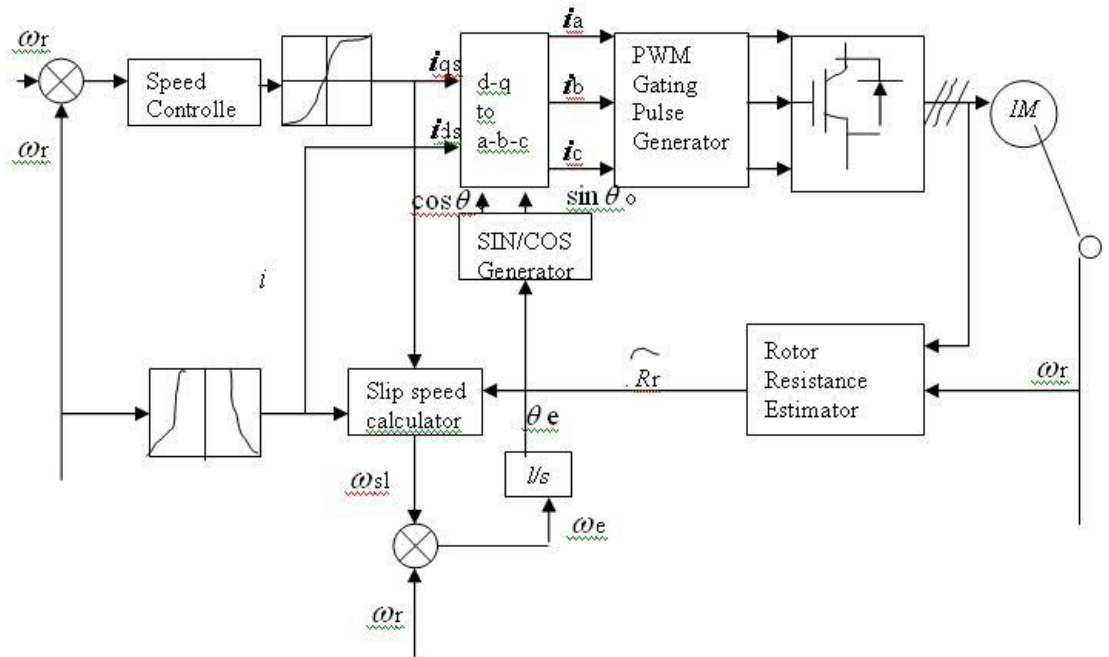


Рисунок 1.1.11 – Система нейроруправления с оценочной функцией сопротивления ротора R_r

1.2. Постановка проблемы НСУ, анализ разработанных АТОННХ

Слабым местом в перечисленных выше работах по системам нейроруправления является то, что анализу быстродействия систем управления с нейронными сетями уделено недостаточное внимание. Нейронные сети приходится обучать. При этом в зависимости от типа нейронной сети, ее структуры, числа нейронов обучение может проходить продолжительное время. Задержка по времени может привести к ухудшению динамических характеристик систем управления АТОННХ [28, 40]. В работах отмечаются характерные особенности трудно формулируемых задач с неполнотой и неточностью исходных данных, высокая вычислительная сложность получения результата, необходимость коррекции и введения дополнительной информации.

Разработанные системы нейроруправления обеспечивают недостаточное качество работы систем управления сложными элементами АТОННХ, параметры и характеристики которых трудно определить, недостаточно анализируется и нейропрогнозируется возникновение аварийных нештатных

ситуаций. Из-за длительности обучения многослойных нейронных сетей с нелинейными функциями активации возможно возникновение автоколебаний в системах нейроуправления АТОННХ. Не решена проблема устойчивости нейронных сетей, проблема повышения динамической и статической точности. Не решена проблема своевременной диагностики неисправностей АТОННХ.

1.3. Методы достижения поставленной цели диссертационной работы

Целью диссертации является сокращение времени синтеза и повышение точности работы нейросетевых систем управления АТОННХ на базе новых методов нейроидентификации, нейроуправления, нейродиагностики.

Для достижения поставленной цели в диссертации предложена нейроадаптивная структура системы управления АТОННХ, представленная на рисунке 1.3.1, которая состоит из блока нейропрогнозирующего адаптивного нейрорегулятора с нечеткой логикой, блока прогнозирующего нейроидентификатора с нечеткой логикой, блока прогнозирующей нейродиагностики, вырабатывающего аварийные сигналы, поступающие в блок задающих воздействий. В связи с решением проблемы существенное сокращение времени синтеза и повышение точности работы нейросетевых систем управления работы АТОННХ были разработаны нейросетевые методы, которые включают в себя:

- синтез нейроидентификаторов с нейропрогнозом статических и динамических характеристик на базе ансамбля нейронных сетей;
- синтез нейроидентификаторов с нейропрогнозом статических и динамических характеристик на базе ансамбля нейронных сетей с нечеткой логикой;

- разработку системы диагностики на базе ансамбля нейроидентификаторов;
- синтез адаптивного подчиненно-нейронного регулирования;
- синтез адаптивного нейрорегулятора с нечеткой логикой.

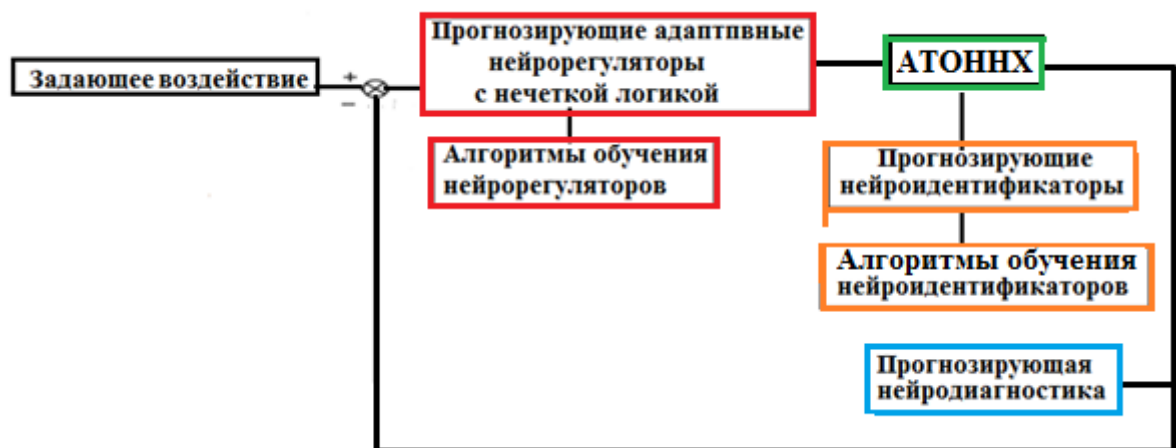


Рисунок 1.3.1 – Нейроадаптивная структура системы управления АТОННХ

Для реализации нейроадаптивной структуры системы управления АТОННХ был разработан метод синтеза нейропрогнозирующих нейроидентификаторов с использованием ансамбля нейронных сетей; предложен метод синтеза адаптивных нейрорегуляторов; предложен новый подход к разработке систем нейродиагностики аварийных ситуаций на базе комбинированного нейрорегулирования с использованием ансамбля нейроидентификаторов.

Выводы

1. Проведены исследования и аналитические обзоры современных систем нейроуправления с нейроидентификаторами и нейрорегуляторами как в России, так и за рубежом. Исследования показали, что использование нейронных сетей для нейроуправления и нейродиагностики работы АТОННХ является перспективным новым научным направлением. Для исследования технологических процессов, которые сложно или невозможно описать дифференциальными уравнениями, актуально использовать нейронные сети с нечеткой логикой. Применение и использование нейросетевых методов для управления АТОННХ позволяет решить проблему повышения точности работы, улучшить их статические характеристики, достичь более высоких динамических характеристик, обеспечивая своевременную диагностику неисправностей.

2. Однако в настоящее время из-за отсутствия быстродействующих алгоритмов скорость обучения нейронных сетей недостаточна, что отрицательно сказывается на динамических характеристиках систем управления АТОННХ. Поэтому для дальнейшего развития систем нейроуправления АТОННХ необходимо решать проблемы повышения динамической и статической точности, увеличения быстродействия обучения нейронных сетей, разрабатывать высокопроизводительные нейропроцессоры.

ГЛАВА 2. Теоретические основы НСУ АТОННХ, разработка методов синтеза нейроидентификаторов

2.1. Разработка метода синтеза нейроидентификатора с нейропрогнозом статических и динамических характеристик, на базе рекуррентных нейронных сетей (feed recurrent neural networks, FRNN) и на базе ансамбля нейронных сетей прямого распространения (feed forward neural networks, FFNN)

В самом общем виде задача проектирования нейроидентификаторов для АТОННХ состоит в построении оптимальной нейромодели по результатам наблюдений над ее входными и выходными переменными. Практическая реализация нейроидентификаторов включает в себя ряд этапов, основными из которых являются следующие [10,18,22,53,79, 94,117,125,142]:

- планирование, проведение эксперимента и предварительная обработка экспериментальных данных;
- выбор структуры нейроидентификатора;
- оценка параметров нейроидентификатора;
- принятие решения об адекватности нейроидентификатора.

При использовании нейроидентификаторов на базе нейронных сетей используется параллельность вычислений с высокой гибкостью базовых функций, связанных с адаптацией входных данных и возможностью управления числом элементов суммирования. Время вычисления при параллельном вычислении не зависит от числа элементов суммы. Кроме того, предлагаемый метод проектирования нейроидентификаторов позволяет достичь необходимой точности прогнозируемых нелинейных статических и динамических характеристик адаптивных систем управления.

Основной проблемой является чрезвычайная трудность выбора структуры нейроидентификатора. Кроме выбора структуры нейроидентификатора, еще одной проблемой использования многослойных нейронных сетей является проблема выбора вектора входов нейронной сети (регрессора). Методика выбора регрессора основывается на априорных знаниях об идентифицируемой системе и подразумевает определение компонентов регрессора и глубины регрессии, то есть числа n значений компонентов регрессора в предыдущие моменты времени. Приведем несколько эмпирических правил, которые могут быть использованы при выборе регрессора.

В качестве компонентов регрессора обычно используют те параметры системы, которые могут быть непосредственно измерены (или оценены) в режиме ее функционирования. Выбор глубины регрессии определяется динамикой системы, поэтому при отсутствии необходимой априорной информации может быть осуществлен путем последовательного увеличения величины n и проверки адекватности полученной модели.

«Внешняя» структура нейроидентификатора полностью определяется регрессором и набором параметров, значения которых необходимо прогнозировать. А именно: число входов нейронной сети, равное числу нейронов в ее входном слое, определяется числом элементов регрессора; число выходов нейронной сети, равное числу нейронов в ее выходном слое, определяется числом прогнозируемых величин.

При выборе «внутренней» структуры нейроидентификатора необходимо ответить на следующие вопросы:

- сколько скрытых слоев должен содержать нейроидентификатор?
- какое число нейронов должно быть в каждом скрытом слое?
- какой вид активационной функции следует использовать?

Хорошо известно, что любые непрерывные функции могут быть аппроксимированы с заданной точностью нейронной сетью, содержащей один скрытый слой нейронов с сигмоидальными функциями активации и

выходной слой с линейными активационными функциями. В силу простоты применения, обучения и анализа обычно применяются именно такие нейроидентификаторы.

Число нейронов в скрытом слое в конечном счете определяется сложностью взаимосвязей «вход-выход» рассматриваемой системы. Увеличение числа нейронов в скрытом слое повышает репрезентативные возможности нейронной сети (то есть дает возможность моделировать более сложные взаимосвязи), но приводит к увеличению временных затрат как на обучение сети, так и на ее функционирование в режиме прогнозирования.

Традиционная идентификация в общем случае состоит в определении структуры и параметров по наблюдаемым данным – входному воздействию и выходным величинам. На вход АТОННХ подаются сигналы, по алгоритму идентификации проводится обработка результатов наблюдений и по разности сигналов оценивается качество идентификации.

Сигналы, подаваемые на входы системы управления АТОННХ, могут быть ступенчатыми, импульсными, гармоническими. В результате идентификации выходных сигналов АТОННХ наиболее часто используются временные и частотные характеристики (АФЧХ, ЛАЧХ, ЛФЧХ). Разработке методов идентификации посвящены работы Я. З. Цыпкина, А. Н. Колмогорова, В. А. Котельникова, В. С. Пугачева, В. В. Солодовникова [78, 85, 118]. Эти методы были доведены до инженерного применения Дж. Бендатом. Задача идентификации не представляет трудности, если временные ряды на входе и выходе объекта управления являются реализациями стационарных случайных процессов. Но в большинстве реальных объектов процессы нестационарные, множество АТОННХ имеют нелинейные нечеткие статические и динамические характеристики.

Традиционные методы идентификации [71]: метод частотных характеристик, метод временных характеристик, метод наименьших

квадратов, метод статистических корреляционных функций – часто сводятся к линеаризации дифференциальных уравнений, что приводит к приближенному описанию работы АТОННХ (рисунок 2.1.1). При использовании ЭВМ, имеющих архитектуру фон Неймана, аппроксимируемую функцию представляют в виде последовательной суммы. Время вычисления при последовательном вычислении увеличивается пропорционально числу элементов суммы.

При использовании нейроидентификаторов на базе нейронных сетей используется параллельность вычислений с высокой гибкостью базовых функций, связанных с адаптацией входных данных и возможностью управления числом элементов суммирования. Время вычисления при параллельном вычислении не зависит от числа элементов суммы. Кроме того, предлагаемые методы нейроидентификации позволяют достичь более высокой точности прогнозируемых нелинейных статических и динамических характеристик АТОННХ.



Рисунок 2.1.1 – Методы идентификации и нейроидентификации АТОННХ

Преимущества использования нейросетевых методов идентификации заключается в том, что нет необходимости в разработке математических моделей АТОННХ [47, 64, 65]. При этом обеспечивается высокая параллельность выполняемых функций. Поэтому нейронные сети нашли широкое применение в тех случаях, когда неизвестен точный вид связей между входами и выходами.

В настоящее время многими разработчиками постоянно ведутся научные исследования в области совершенствования существующих новых моделей и обучающих алгоритмов для нейронных сетей. Однако методы и теория нейроидентификации пока остаются слабо формализованными.

При разработке нейроидентификаторов на базе нейронных сетей приходится заниматься структурным и параметрическим синтезом [26]. На этапе структурного синтеза решаются задачи определения модели нейронной сети, определения ее структуры, выбора алгоритмов обучения. При параметрическом синтезе решаются проблемы обучения выбранной нейронной сети. Существует большое разнообразие нейронных сетей: персептроны, нейронные сети Хопфилда, нейронные сети Хэмминга, сети резонансной теории и т. д. Однако для АТОННХ, работающих в реальном масштабе времени, физические процессы которых протекают от долей секунды до нескольких минут, необходимы нейронные сети с быстродействующими алгоритмами обучения. Этим требованиям соответствуют рекуррентные двухслойные нейронные сети FFNN с прямым распространением сигнала и обратным распространением ошибки.

Нейронная сеть может формировать на выходе произвольную многомерную функцию при соответствующем выборе количества слоев, диапазона изменения сигналов и параметров нейронов. Если в сети слишком мало нейронов или слоев, нейронная сеть не сможет обучиться. Ошибка при работе сети останется большой, а на выход сети не будут передаваться резкие

колебания аппроксимируемой функции (рисунок 2.1.2). Если нейронов или слоев слишком много, быстродействие будет низким, увеличится объем памяти, нейронная сеть переобучится: выходной вектор будет передавать незначительные и несущественные детали в изучаемой зависимости, например шум или ошибочные данные. Зависимость выхода от входа окажется резко нелинейной: выходной вектор будет существенно и непредсказуемо меняться при малом изменении входного вектора. Нейронная сеть будет неспособна к обобщению. В области, где нет (или мало) известных точек, выходной вектор будет случаен и непредсказуем (будет неадекватен решаемой задаче).

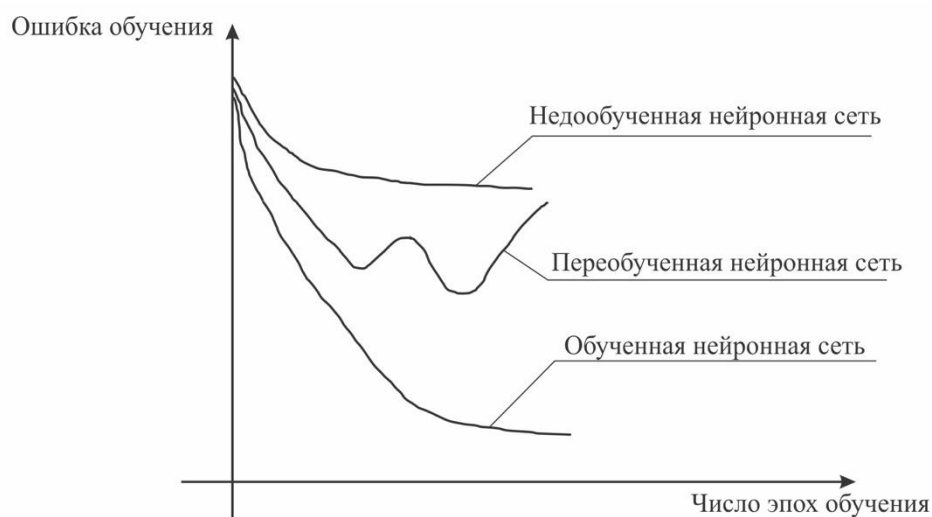


Рисунок 2.1.2 – Ошибка обучения нейронной сети

Основные этапы метода синтеза нейроидентификатора изображены на рисунке 2.1.3.

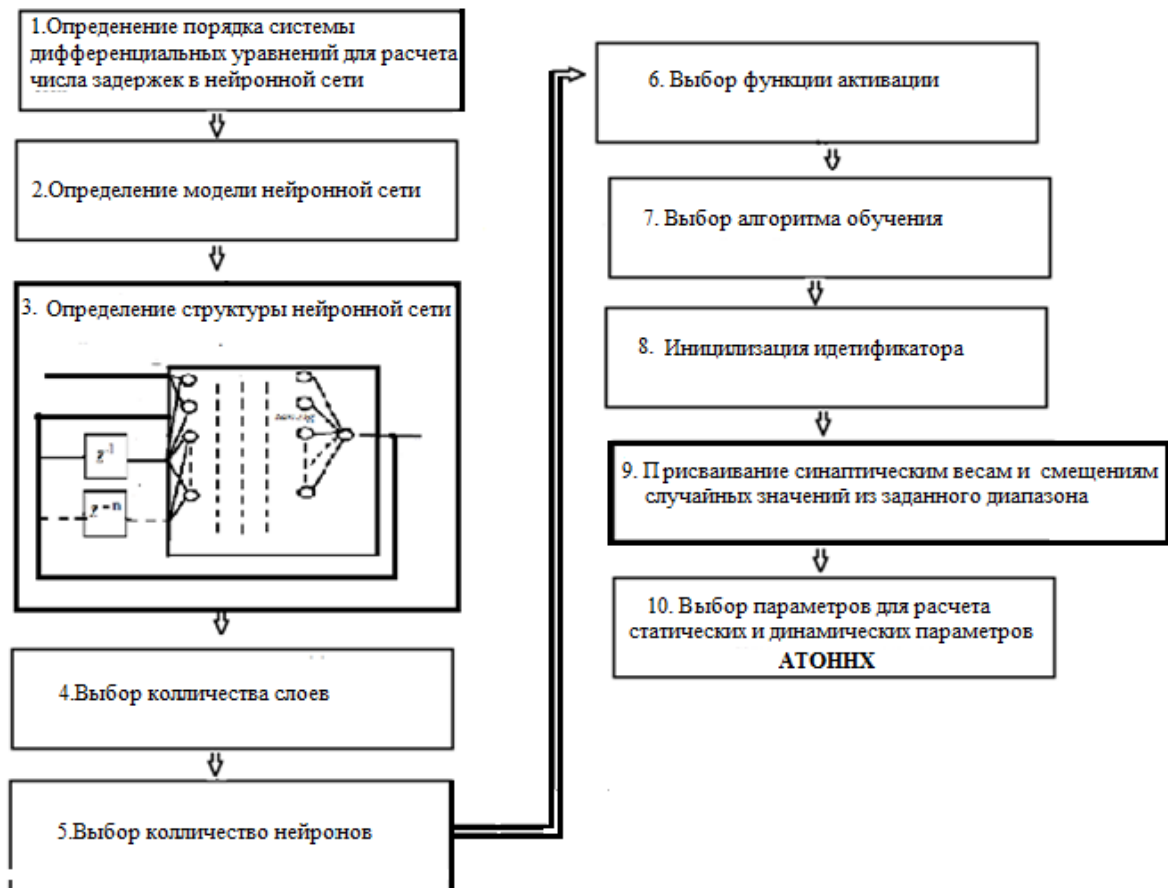


Рисунок 2.1.3 – Этапы метода синтеза нейроидентификатора статических и динамических характеристик АТОННХ

При обучении нейроидентификатора используется алгоритм Левенберга–Марквардта. Целевая функция нейроидентификатора заключается в минимизации ошибки:

$$E(k) = \frac{1}{2} (e(k))^2, \quad (2.1.1)$$

где $e(k)$ – ошибка $\omega_{ref}(k) - \omega(k)$;

$\omega_{ref}(k)$ – заданный входной параметр;

$\omega(k)$ – фактический параметр.

Веса нейронов вычисляются по следующей формуле:

$$\frac{\partial E}{\partial W_{ji}}(k) = \frac{\partial E}{\partial \omega}(k) \frac{\partial \omega}{\partial D}(k) \frac{\partial D}{\partial in_j}(k) \frac{\partial in_j}{\partial W_{ij}}(k), \quad (2.1.2)$$

где W_{ji} – веса нейрона i и нейрона j , in_j .

Корректировка $\Delta W_{ji}(k)$ веса W_{ji} определена в соответствии со стремлением дельты в бесконечность:

$$\Delta W_{ji}(k) = -\eta(k) \frac{\partial E}{\partial W_{ji}}(k), \quad (2.1.3)$$

где $\eta(k)$ – коэффициент обучения.

Для приближенной оценки числа нейронов в нейроидентификаторе можно воспользоваться формулой:

$$\frac{mN}{1 + \log_2 N} \leq L_w \leq m \left(\frac{N}{m} + 1 \right) (n + m + 1) + m, \quad (2.1.4)$$

где n – размерность входного сигнала; m – размерность выходного сигнала;

N – число обучающей выборки;

L_w – необходимое число синаптических весов.

Зная необходимое число синаптических весов, можно рассчитать число нейронов в скрытых слоях [29]:

$$L = \frac{L_w}{n + m}. \quad (2.1.5)$$

Приближенные формулы (2.1.1), (2.1.2) не могут дать стопроцентную гарантию достижения заданной точности обучения нейроидентификатора. Может возникнуть ситуация, когда из-за недостаточного количества нейронов система управления обучением нейроидентификатора не может обеспечить требуемую точность. Поэтому в алгоритме обучения добавляется дополнительный блок для регулирования требуемого числа нейронов. Структура алгоритма обучения с дополнительным блоком для регулирования требуемого числа нейронов представлена на рисунке 2.1.5.

Работа нейроидентификатора на базе рекуррентной нейронной сети FRNN (рисунок 2.1.4) описывается следующими уравнениями:

$$Y_1 = X_0 Z^{-1}, \dots, Y_n = Y_0 Z^{-n}$$

$$\begin{aligned} E_1 &= X_{0x} W_{11} + Y_0 W_{12} + Y_1 W_{13} + Y_2 W_{14} + Y_3 W_{15} + Y_4 W_{16} + Y_5 W_{17} + B_1; \\ E_2 &= X_0 W_{21} + Y_0 W_{22} + Y_1 W_{23} + Y_2 W_{24} + Y_3 W_{25} + Y_4 W_{26} + Y_5 W_{27} + B_2; \\ E_3 &= X_0 W_{31} + Y_0 W_{32} + Y_1 W_{33} + Y_2 W_{34} + Y_3 W_{35} + Y_4 W_{36} + Y_5 W_{37} + B_3; \\ E_4 &= X_0 W_{41} + Y_0 W_{42} + Y_1 W_{43} + Y_2 W_{44} + Y_3 W_{45} + Y_4 W_{46} + Y_5 W_{47} + B_4; \\ E_5 &= X_0 W_{51} + Y_0 W_{52} + Y_1 W_{53} + Y_2 W_{54} + Y_3 W_{55} + Y_4 W_{56} + Y_5 W_{57} + B_5; \\ E_6 &= X_0 W_{61} + Y_0 W_{62} + Y_1 W_{63} + Y_2 W_{64} + Y_3 W_{65} + Y_4 W_{66} + Y_5 W_{67} + B_6; \\ E_7 &= X_0 W_{71} + Y_0 W_{72} + Y_1 W_{73} + Y_2 W_{74} + Y_3 W_{75} + Y_4 W_{76} + Y_5 W_{77} + B_7; \\ E_8 &= X_0 W_{81} + Y_0 W_{82} + Y_1 W_{83} + Y_2 W_{84} + Y_3 W_{85} + Y_4 W_{86} + Y_5 W_{87} + B_8; \\ E_9 &= X_0 W_{91} + Y_0 W_{92} + Y_1 W_{93} + Y_2 W_{94} + Y_3 W_{95} + Y_4 W_{96} + Y_5 W_{97} + B_9; \\ E_{10} &= X_0 W_{101} + Y_0 W_{102} + Y_1 W_{103} + Y_2 W_{104} + Y_3 W_{105} + Y_4 W_{106} + Y_5 W_{107} + B_{10}; \end{aligned}$$

$$E_n = X_0 W_{151} + Y_0 W_{152} + Y_1 W_{153} + Y_2 W_{154} + Y_3 W_{155} + Y_4 W_{156} + Y_5 W_{157} + B_{1n};$$

$$R_1 = \tan \operatorname{sig}(E_1);$$

$$R_2 = \tan \operatorname{sig}(E_2);$$

$$R_3 = \tan \operatorname{sig}(E_3);$$

$$R_4 = \tan \operatorname{sig}(E_4);$$

$$R_5 = \tan \operatorname{sig}(E_5);$$

$$R_6 = \tan \operatorname{sig}(E_6);$$

$$R_7 = \tan \operatorname{sig}(E_7);$$

$$R_8 = \tan \operatorname{sig}(E_8);$$

$$R_9 = \tan \operatorname{sig}(E_9);$$

$$R_n = \tan \operatorname{sig}(E_n);$$

$$Y_0' = R_1 W_1' + \dots + W_{n5}' R_n,$$

где Y_0 – выходной сигнал нейронной сети; Y_1, \dots, Y_n – входные сигналы

нейронной сети, задержанные на один, два, $n \dots$ тактов;

$E_1 \dots E_n$ – выходные сигналы первого слоя нейронов; $W_{11} \dots W_{15n}$ – веса первого

слоя нейронов; $B_1 \dots B_n$ – смещения первого слоя нейронов; $R_1 \dots R_n$ – сигналы

на выходе блоков активации первого слоя нейронов; Y_0' – сигнал на выходе

(2.1.6)

второго слоя нейронов; $W'_1 \dots W'_{lm}$ – веса второго слоя нейронов; B'_{lm} – смещение второго слоя нейронов; $\tan sig$ – функция активации, имеющая тангенциальную форму. На рис. 2.1.4. представлен нейроидентификатор на базе рекуррентной нейронной сети с прямым распространением сигнала и обратным распространением ошибки на базе нейронной сети FRNN.

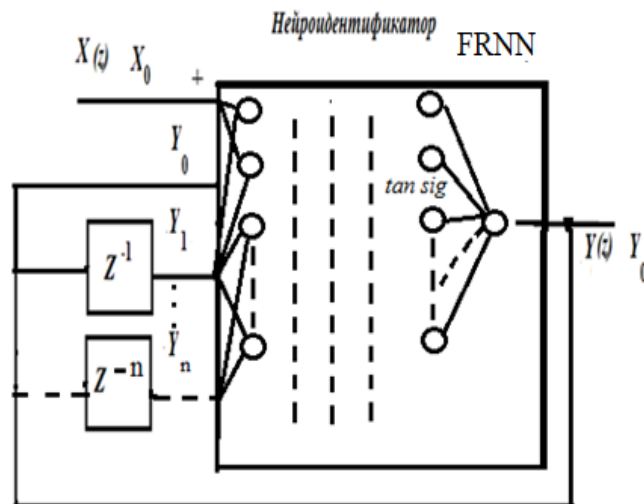


Рисунок 2.1.4 – Нейроидентификатор на базе рекуррентной нейронной сети FRNN

Алгоритм обучения нейроидентификатора в среде Matlab Neural Network представлен на рисунке 2.1.5.



Рисунок 2.1.5 – Алгоритм обучения нейроидентификатора в среде Matlab Neural Network

В алгоритме сначала проводится предварительный выбор числа нейронов, задаются необходимые параметры для обучения нейронной сети, после этого с использованием стандартной команды $\sin(net, p)$ проводится моделирование нейронной сети при входном сигнале p , далее производится вывод весов и смещений и сравнивается среднеквадратичная ошибка обучения с заданной точностью. При неудовлетворительном результате сравнения в нейронной сети добавляется нейрон (в алгоритме предусмотрена самонастройка с возможностью управления числом нейронов) и процесс обучения повторяется заново до достижения необходимой требуемой точности работы нейроидентификатора.

Разработка нейроидентификатора с нейропрогнозом

Решить задачу разработки нейроидентификатора с нейропрогнозом на базе одной нейронной сети практически невозможно, поэтому приходится создавать ансамбль нейронных сетей, одни из которых идентифицируют статические и динамические характеристики, а другие выполняют работу

прогноза этих характеристик. Метод синтеза нейроидентификатора с нейропрогнозом статических и динамических характеристик АТОННХ на базе ансамбля нейронных сетей основан на использовании однотипных данных, полученных в разные отрезки времени, с переносом экстраполяции на одну ступень дальше. Полученные систематические изменения проецируются на будущее, где время принимается в качестве некоторой искусственной меры всех факторов, влияющих на прогнозируемую переменную. Для реализации этого метода предлагается архитектура структурной схемы (рисунок 2.1.6), состоящей из рекуррентной нейронной сети и прогнозирующей нейронной сети. Первая нейронная сеть идентифицирует переходную характеристику АТОННХ, вторая нейронная сеть проводит прогнозирование переходной характеристики на несколько шагов вперед. При обучении этих нейронных сетей анализируется ошибка; если она не обеспечивает заданной точности, нейронные сети дообучаются. После этого проводится анализ точности нейроидентификации с прогнозом и вычисляются статические и динамические характеристики [18, 19].



Рисунок 2.1.6 – Функциональная схема нейроидентификатора с нейропрогнозом статических и динамических характеристик АТОННХ на базе ансамбля нейронных сетей

На рисунке 2.1.7 представлена структурная схема нейроидентификатора с нейропрогнозом статических и динамических характеристик АТОННХ на базе ансамбля нейронных сетей.

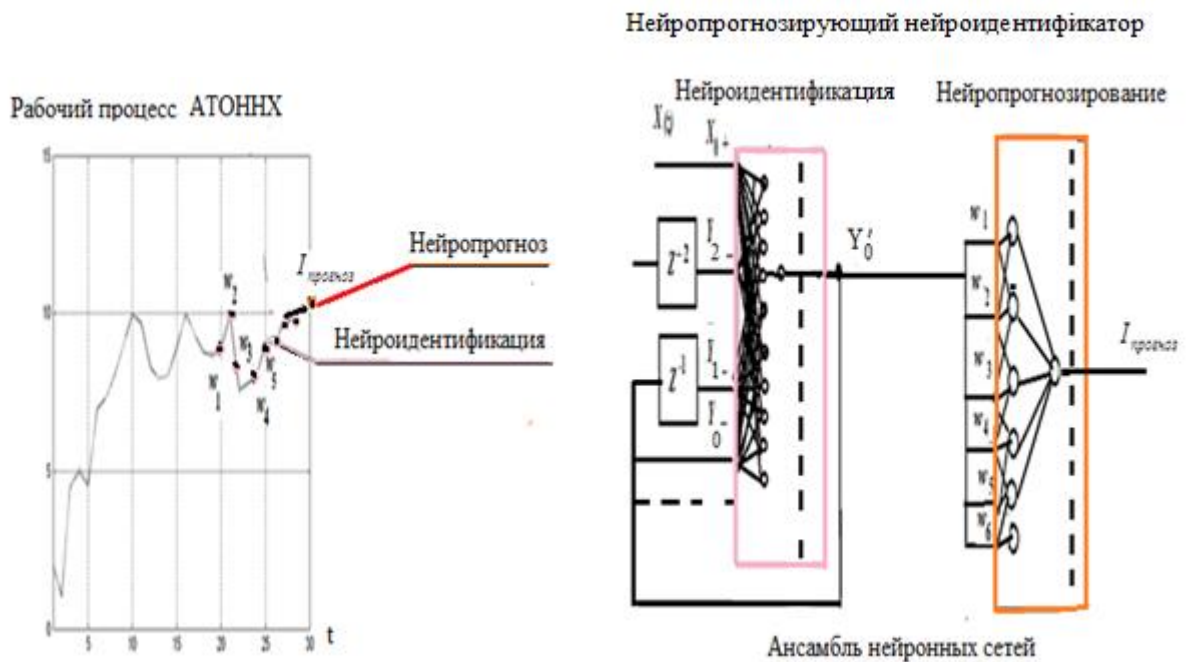


Рисунок 2.1.7 – Структурная схема ансамбля нейронных сетей нейроидентификатора с нейропрогнозом статических и динамических характеристик АТОННХ

Система уравнений ансамбля нейроидентификатора с нейропрогнозом состоит из системы уравнений:

- идентифицирующей нейронной сети:

$$Y_1 = Y_0 Z^{-1}, Y_2 = Y_0 Z^{-2}, Y_3 = Y_0 Z^{-3}, Y_4 = Y_0 Z^{-4}, Y_5 = Y_0 Z^{-5};$$

$$\begin{aligned}
E_1 &= X_0W_{11} + Y_0W_{12} + Y_1W_{13} + Y_2W_{14} + Y_3W_{15} + Y_4W_{16} + Y_5W_{17} + B_1; \\
E_2 &= X_0W_{21} + Y_0W_{22} + Y_1W_{23} + Y_2W_{24} + Y_3W_{25} + Y_4W_{26} + Y_5W_{27} + B_2; \\
E_3 &= X_0W_{31} + Y_0W_{32} + Y_1W_{33} + Y_2W_{34} + Y_3W_{35} + Y_4W_{36} + Y_5W_{37} + B_3; \\
E_4 &= X_0W_{41} + Y_0W_{42} + Y_1W_{43} + Y_2W_{44} + Y_3W_{45} + Y_4W_{46} + Y_5W_{47} + B_4; \\
E_5 &= X_0W_{51} + Y_0W_{52} + Y_1W_{53} + Y_2W_{54} + Y_3W_{55} + Y_4W_{56} + Y_5W_{57} + B_5; \\
E_6 &= X_0W_{61} + Y_0W_{62} + Y_1W_{63} + Y_2W_{64} + Y_3W_{65} + Y_4W_{66} + Y_5W_{67} + B_6; \\
E_7 &= X_0W_{71} + Y_0W_{72} + Y_1W_{73} + Y_2W_{74} + Y_3W_{75} + Y_4W_{76} + Y_5W_{77} + B_7; \\
E_8 &= X_0W_{81} + Y_0W_{82} + Y_1W_{83} + Y_2W_{84} + Y_3W_{85} + Y_4W_{86} + Y_5W_{87} + B_8; \\
E_9 &= X_0W_{91} + Y_0W_{92} + Y_1W_{93} + Y_2W_{94} + Y_3W_{95} + Y_4W_{96} + Y_5W_{97} + B_9; \\
E_{10} &= X_0W_{101} + Y_0W_{102} + Y_1W_{103} + Y_2W_{104} + Y_3W_{105} + Y_4W_{106} + Y_5W_{107} + B_{10}; \\
\text{-----} \\
E_{15} &= X_0W_{151} + Y_0W_{152} + Y_1W_{153} + Y_2W_{154} + Y_3W_{155} + Y_4W_{156} + Y_5W_{157} + B_{15};
\end{aligned} \tag{2.1.7}$$

$$R_1 = \tan \operatorname{sig}(E_1);$$

$$R_2 = \tan \operatorname{sig}(E_2);$$

$$R_3 = \tan \operatorname{sig}(E_3);$$

$$R_4 = \tan \operatorname{sig}(E_4);$$

$$R_5 = \tan \operatorname{sig}(E_5);$$

$$R_6 = \tan \operatorname{sig}(E_6);$$

$$R_7 = \tan \operatorname{sig}(E_7);$$

$$R_8 = \tan \operatorname{sig}(E_8);$$

$$R_9 = \tan \operatorname{sig}(E_9);$$

$$R_{10} = \tan \operatorname{sig}(E_{10});$$

$$R_{15} = \tan \operatorname{sig}(E_{15});$$

$$Y'_0 = R_1 W'_1 + \dots + W'_{15} R_{15},$$

где Y_0 – выходной сигнал нейронной сети; Y_1 – входной сигнал нейронной сети, задержанный на один такт; $E_1 \dots E_5$ – выходные сигналы первого слоя нейронов; $W_{11} \dots W_{53}$ – веса первого слоя нейронов; $B_1 \dots B_5$ – смещения первого слоя нейронов; $R_1 \dots R_5$ – сигналы на выходе блоков активации первого слоя нейронов; Y'_0 – сигнал на выходе второго слоя нейронов; $W_{213} \dots W_{217}$ – веса второго слоя нейронов; B_{21} – смещение второго слоя нейронов; $\tan \operatorname{sig}$ – функция активации, имеющая тангенциальную форму;

- прогнозирующей нейронной сети:

$$\begin{aligned}
 I_1' &= I_1 W_{11}' + I_2 W_{12}' + I_3 W_{13}' + I_4 W_{14}' + I_5 W_{15}' + B_1'; \\
 I_2' &= I_1 W_{21}' + I_2 W_{22}' + I_3 W_{23}' + I_4 W_{24}' + I_5 W_{25}' + B_2'; \\
 I_3' &= I_1 W_{31}' + I_2 W_{32}' + I_3 W_{33}' + I_4 W_{34}' + I_5 W_{35}' + B_3'; \\
 I_4' &= I_1 W_{41}' + I_2 W_{42}' + I_3 W_{43}' + I_4 W_{44}' + I_5 W_{45}' + B_4'; \\
 I_5' &= I_1 W_{51}' + I_2 W_{52}' + I_3 W_{53}' + I_4 W_{54}' + I_5 W_{55}' + B_5'; \\
 &----- \\
 R_1 &= \tan \operatorname{sig}(I_1'); \\
 R_2 &= \tan \operatorname{sig}(I_2'); \\
 R_3 &= \tan \operatorname{sig}(I_3'); \\
 R_4 &= \tan \operatorname{sig}(I_4'); \\
 R_5 &= \tan \operatorname{sig}(I_5'); \\
 &----- \\
 I_{\text{прогноз}} &= R_1' W_1'' + R_2' W_2'' + R_3' W_3'' + R_4' W_4'' + R_5' W_5'' + B_1'' \text{ ---},
 \end{aligned} \tag{2.1.8}$$

где I_1, I_2, I_3, I_4, I_5 – входные сигналы нейронной сети; $I_1', I_2', I_3', I_4', I_5'$ – выходные сигналы первого слоя нейронов; $W_{11} \dots W_{55}$ – веса первого слоя нейронов; $B_1', B_2', B_3', B_4', B_5'$ – смещения первого слоя нейронов; $R_1', R_2', R_3', R_4', R_5'$ – сигналы на выходе блоков активации первого слоя нейронов; $I_{\text{прогноз}}$ – сигнал на выходе второго слоя нейронов; $W_1'', W_2'', W_3'', W_4'', W_5''$ – веса второго слоя нейронов; B_1'' – смещение второго слоя нейронов.

2.2. Разработка метода синтеза нейроидентификатора с нейропрогнозом статических и динамических характеристик на базе ансамбля нейронных сетей FRNN, FRNN и адаптивной сети на основе системы нечеткого вывода (adaptive neuro-fuzzy inference system, ANFIS)

Большинство понятий работы АТОННХ нельзя описать в терминах «стандартной» двузначной логики («да-нет»). Наиболее явно это видно на примерах, в которых классы АТОННХ обозначаются конструкциями естественного языка («много», «мало», «похожий», «примерно равный», «намного больше» и т. д.). Поэтому для решения проблемы качественного улучшения работы АТОННХ был разработан метод синтеза нейроидентификаторов с нейропрогнозом статических и динамических характеристик на базе ансамбля нейронных сетей с нечеткой логикой.

Основная идея метода ориентирована на обработку неточной, неопределенной, информации, которая частично представлена символьным, символьно-числовым видом.

Преимущества подхода на основе синтеза нейроидентификаторов с нейропрогнозом статических и динамических характеристик на базе ансамбля нейронных сетей с нечеткой логикой заключаются в следующем:

- в возможности формализации, анализа и обработки неточной, недоопределенной, противоречивой исходной информации (в частности, информации, выраженной на естественном языке);
- в наличии математического аппарата для организации вычислений и логического вывода в условиях такой информации;
- в возможности построения моделей сложных систем на качественном, понятийном уровне, отражающих принципы функционирования системы;

Кроме того, нечеткая логическая модель более проста для понимания, чем аналогичная математическая модель на основе дифференциальных или разностных уравнений; нечеткие модели более просты для аппаратной реализации по сравнению с классическими моделями управления.

Нечеткая логика позволяет быстро и качественно разработать АТОННХ с последующим усложнением его функциональности.

Нечеткие множества в данном методе используются в нейронных сетях ANFIS, в которых первый слой представляет обычные входные переменные, последний слой представляет обычные выходные переменные, а скрытые слои представляют нечеткие правила. Нечеткая логика основана на нечетких лингвистических правилах if-then, представляющих предварительные знания, которые могут быть изменены в процессе обучения. Интеграция нечетких систем в нейронные сети дает преимущества за счет гибридизации и символьной обработки. Схема прогнозирующего нейроидентификатора (ансамбля нейронных сетей) представлена на рисунке 2.2.1.

Для реализации метода синтеза нейроидентификатора с нейропрогнозом статических и динамических характеристик на базе ансамбля нейронных сетей предлагается архитектура структурной схемы, состоящей из идентифицирующей нейронной сети и прогнозирующей гибридной нейронной сети [9, 10, 11, 12, 22]. Первая нейронная сеть FFNN идентифицирует переходные характеристики АТОННХ, вторая нейронная сеть ANFIS проводит нейропрогнозирование переходной характеристики на несколько шагов вперед. При обучении этих нейронных сетей анализируется конечная ошибка идентификации. Если она превышает заданную точность, то нейронные сети дообучаются. После этого вычисляются статические и динамические характеристики, параметры АТОННХ.

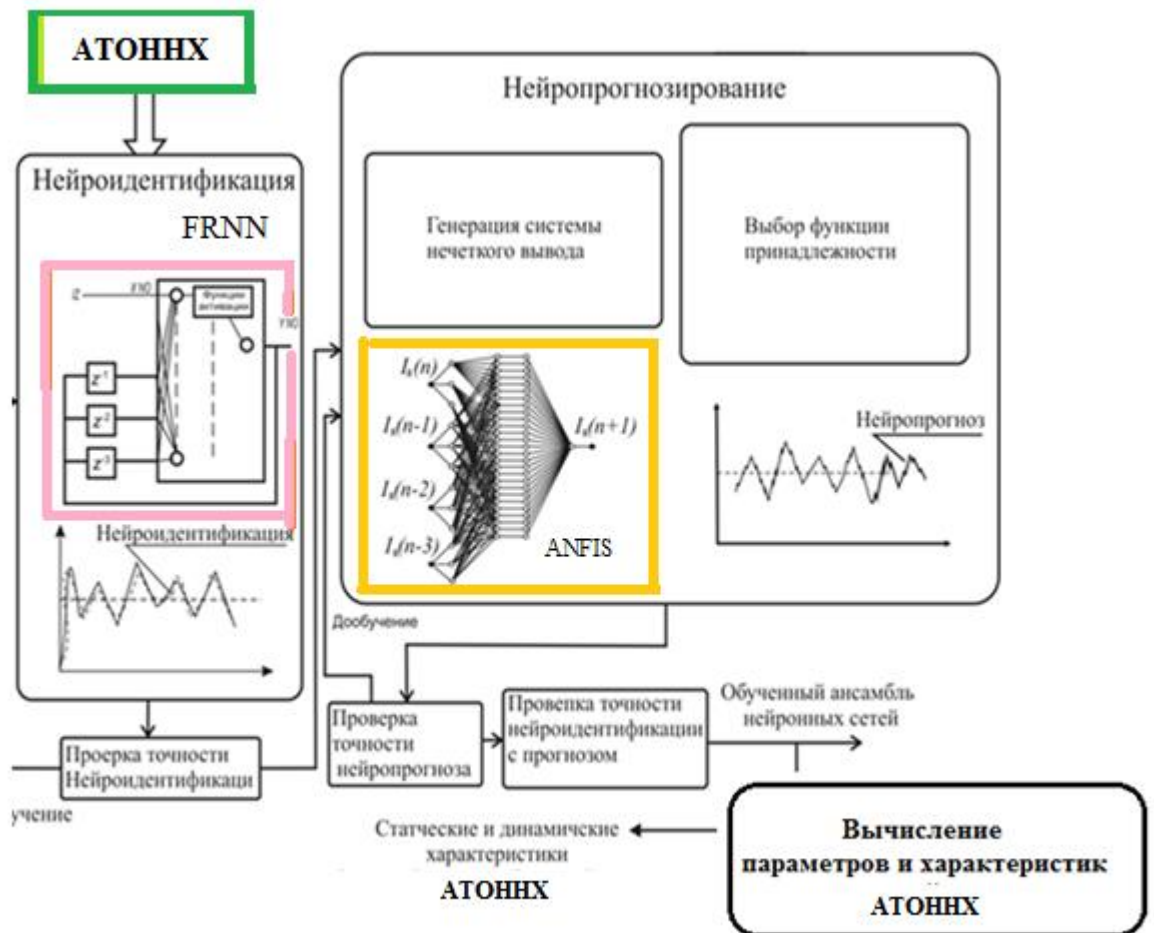


Рисунок 2.2.1 – Нейроидентификатор на базе ансамбля нейронных сетей с нейропрогнозом статических и динамических характеристик FFNN,ANFIS

Этапы метода синтеза нейроидентификатора с нейропрогнозом статических и динамических характеристик на базе нейронных сетей NEWFF, ANFIS представлены на рисунке 2.2.2.

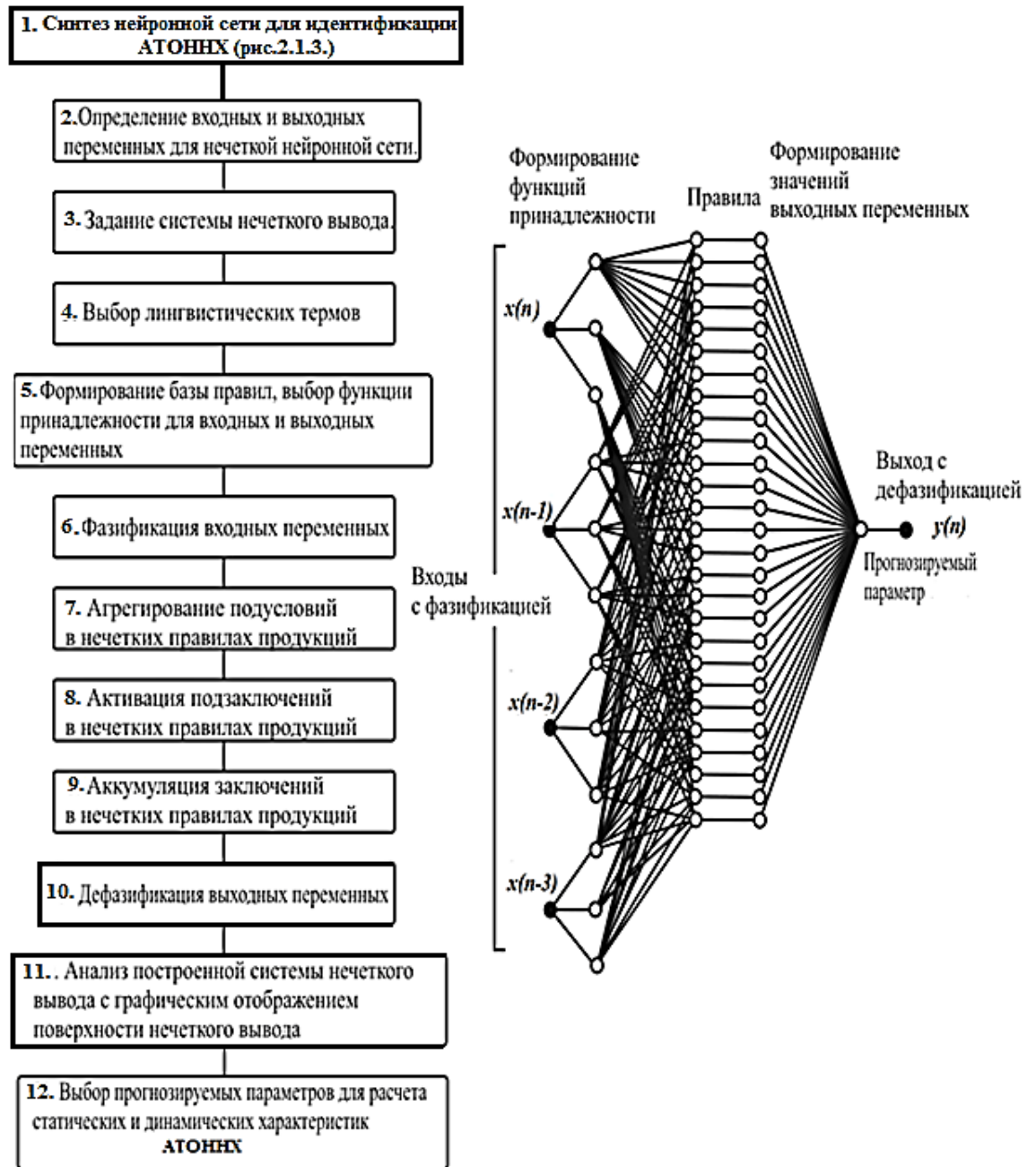


Рисунок 2.2.2 – Блок-схема разработки этапов метода синтеза нейроидентификатора с нейропрогнозом статических и динамических характеристик

Этапы метода

Синтез нейроидентификатора АТОННХ нейронной сетью FFNN (описан в разделе 2.1.1 и представлен на рисунки 2.1.3, 2.1.6).

Определение входных и выходных переменных для нейронной сети ANFIS.

Задание системы нечеткого вывода.

Для примера (рисунок 2.2.3) в качестве исходных данных используются значения четырех входных и одной выходной переменной (нейронная сеть 4/1).

При разработке системы нечеткого управления была создана база правил соответствующей системы нечеткого вывода, которая содержит 10 правил продукций.

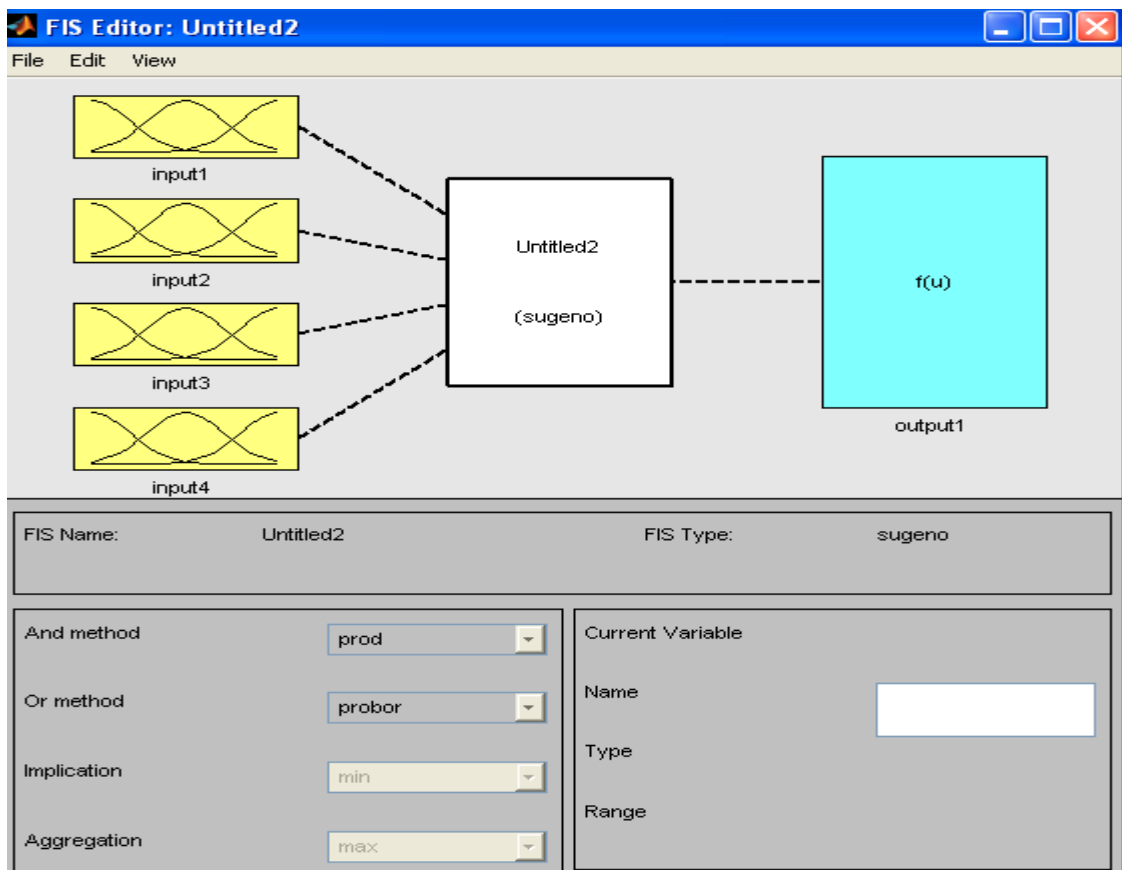


Рисунок 2.2.3 – Нейронная сеть ANFIS (4/1)

Выбор лингвистических термов.

В качестве терм-множества первой лингвистической переменной используется множество $T_1 = \{ \text{«минимальное»}, \text{«среднее»}, \text{«высокое»} \}$

$$T_1 = (mf1, mf2, mf3).$$

В качестве терм-множества второй лингвистической переменной используется множество $T_2 = \{ \text{«минимальное»}, \text{«среднее»}, \text{«высокое»} \}$

$$T_2 = (mf1, mf2, mf3).$$

В качестве терм-множества третьей лингвистической переменной используется множество $T_3 = \{ \text{«минимальное»}, \text{«среднее»}, \text{«высокое»} \}$

$$T_3 = (mf1, mf2, mf3).$$

В качестве терм-множества четвертой лингвистической переменной используется множество $T_4 = \{ \text{«минимальное»}, \text{«среднее»}, \text{«высокое»} \}$

$$T_4 = (mf1, mf2, mf3).$$

В качестве терм-множества выходной лингвистической переменной используется множество $T_5 = \{ \text{«минимальное»}, \text{«среднее»}, \text{«высокое»} \}$

$$T_5 = (mf1, mf2, mf3).$$

Разработку системы нечеткого управления будем выполнять с использованием моделирования в среде MATLAB (*fuzzy TECH*). С этой целью откроем редактор системы нечетких выводов (*FISEditor*).

Используем систему нечеткого вывода типа Мамдани. Далее определим функцию принадлежности термов для каждой из переменных систем нечеткого вывода. Для этой цели воспользуемся редактором функций принадлежности системы нечеткого вывода (*Membership Function Editor*).

Для первой входной переменной «input1» следует определить 4 терма, изменив диапазон значений переменной и параметры треугольных функций принадлежности термов.

Вид графического интерфейса редактора функций принадлежности после задания входных переменных изображен на рисунке 2.2.4.

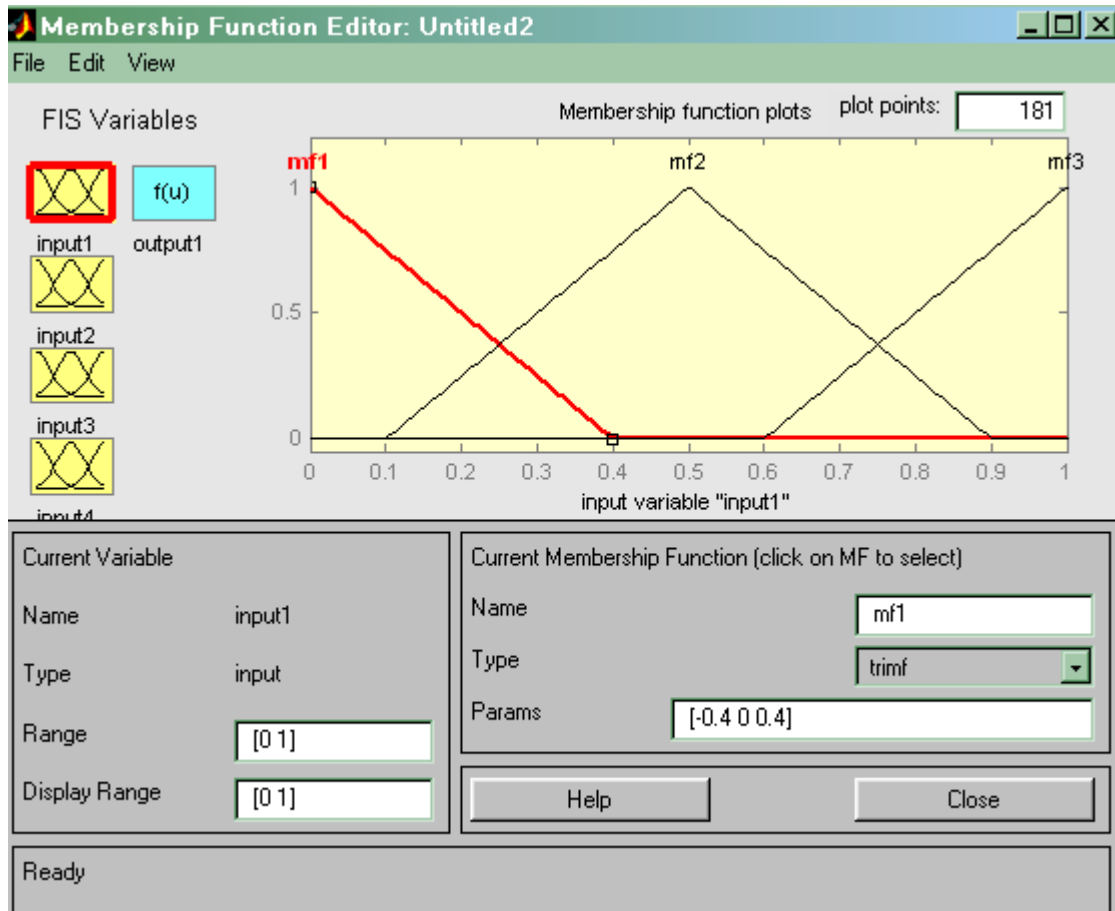


Рисунок 2.2.4 – Функции принадлежности

Формирование базы правил, выбор функций принадлежности для входных и выходных переменных.

Введем обучающую выборку p_1 в редактор *FNIS* (рисунок 2.2.6 (а, б)). Перед генерацией структуры Сугено после вызова диалогового окна свойств зададим для каждой из входных переменных по 3 лингвистических термина, а в качестве типа их функций принадлежности выберем треугольные функции. В качестве функции принадлежности зададим линейную функцию.

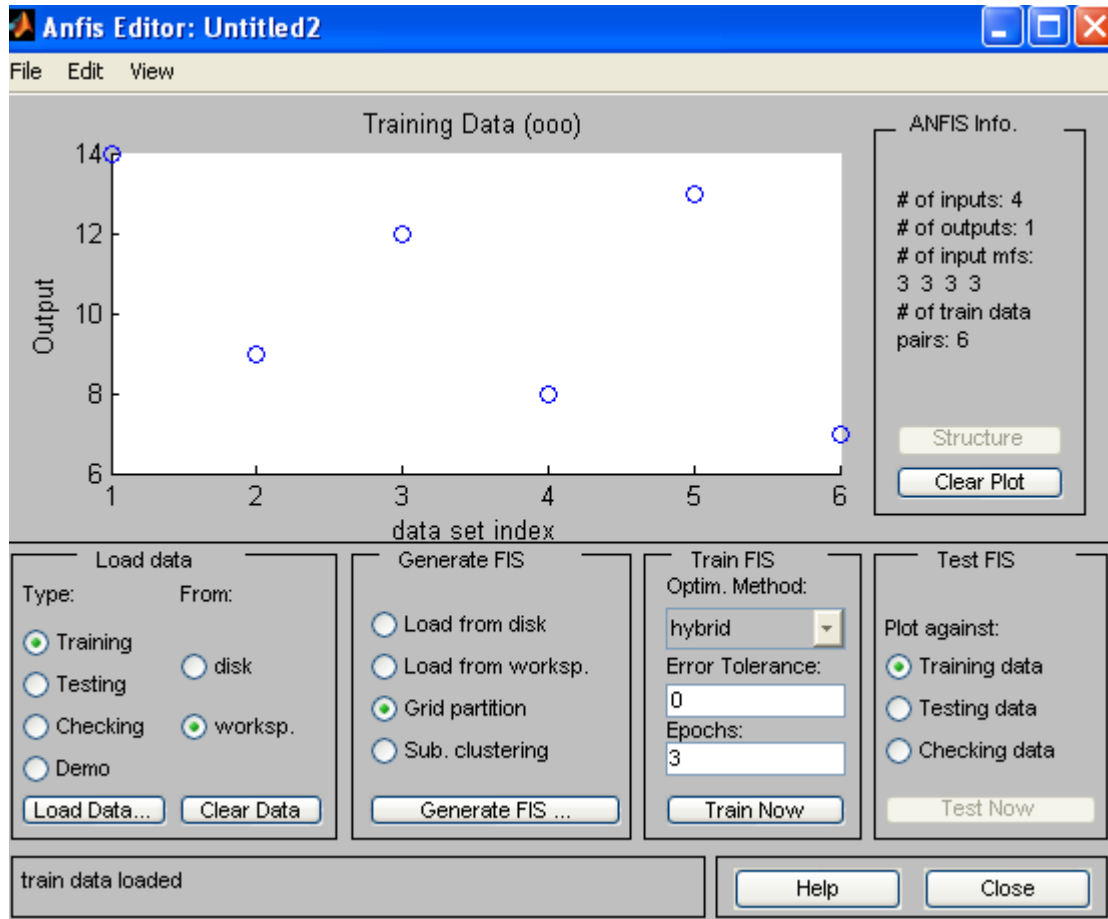
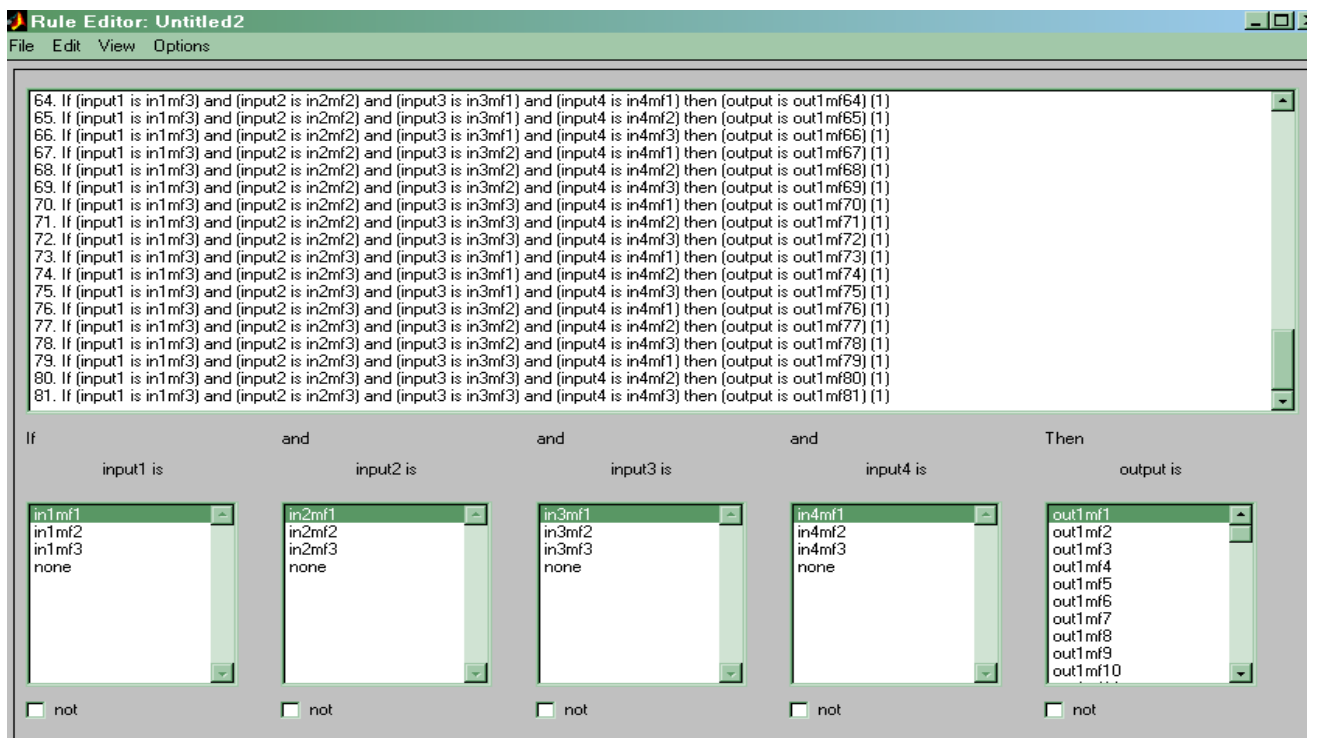
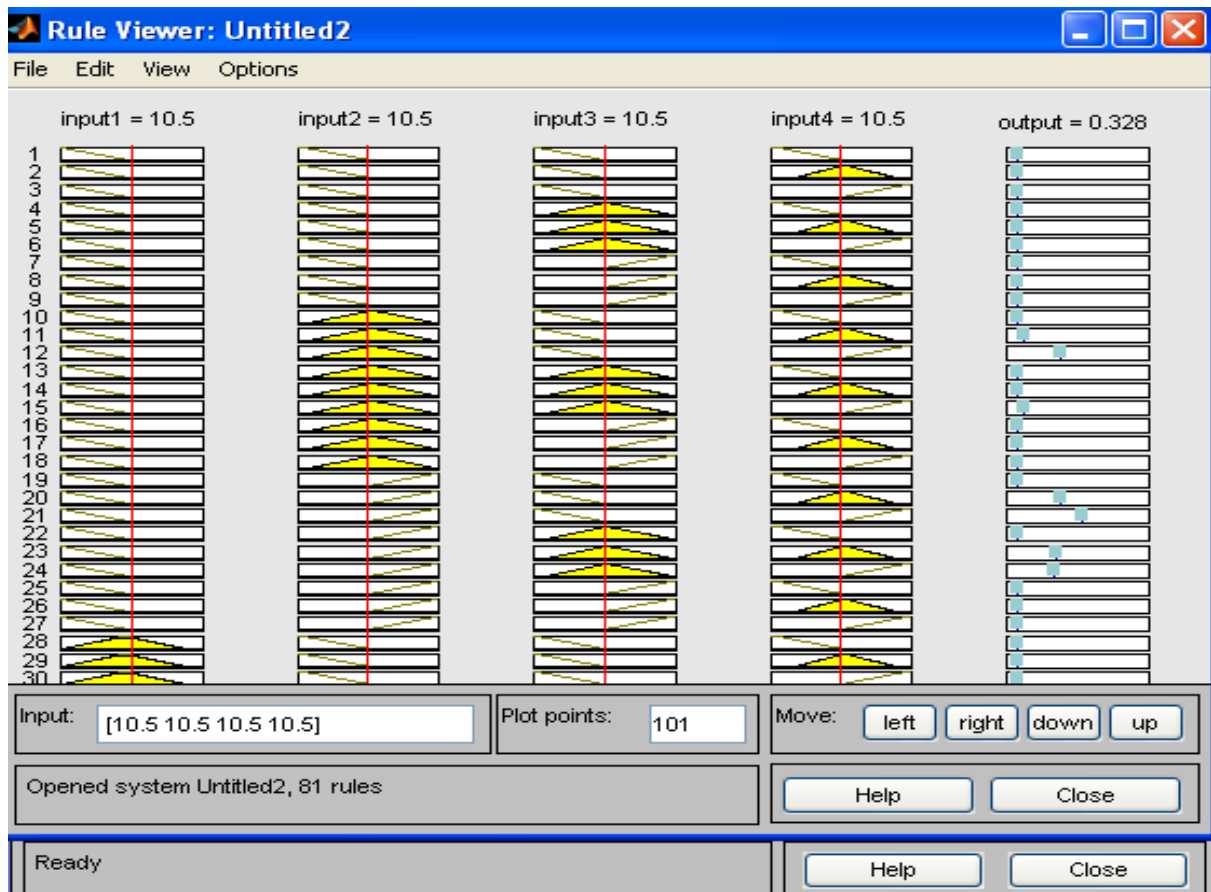


Рисунок 2.2.5 – Обучающая выборка



(a)



(6)

Рисунок 2.2.6 – Ввод обучающей выборки: *а* – редактирование правила; *б* – просмотр правила

Для обучения гибридной сети воспользуемся гибридным методом обучения с уровнем ошибки 0, а количество циклов обучения зададим равным 200. После окончания обучения получим график зависимости ошибки от числа эпох (рисунок 2.2.7).

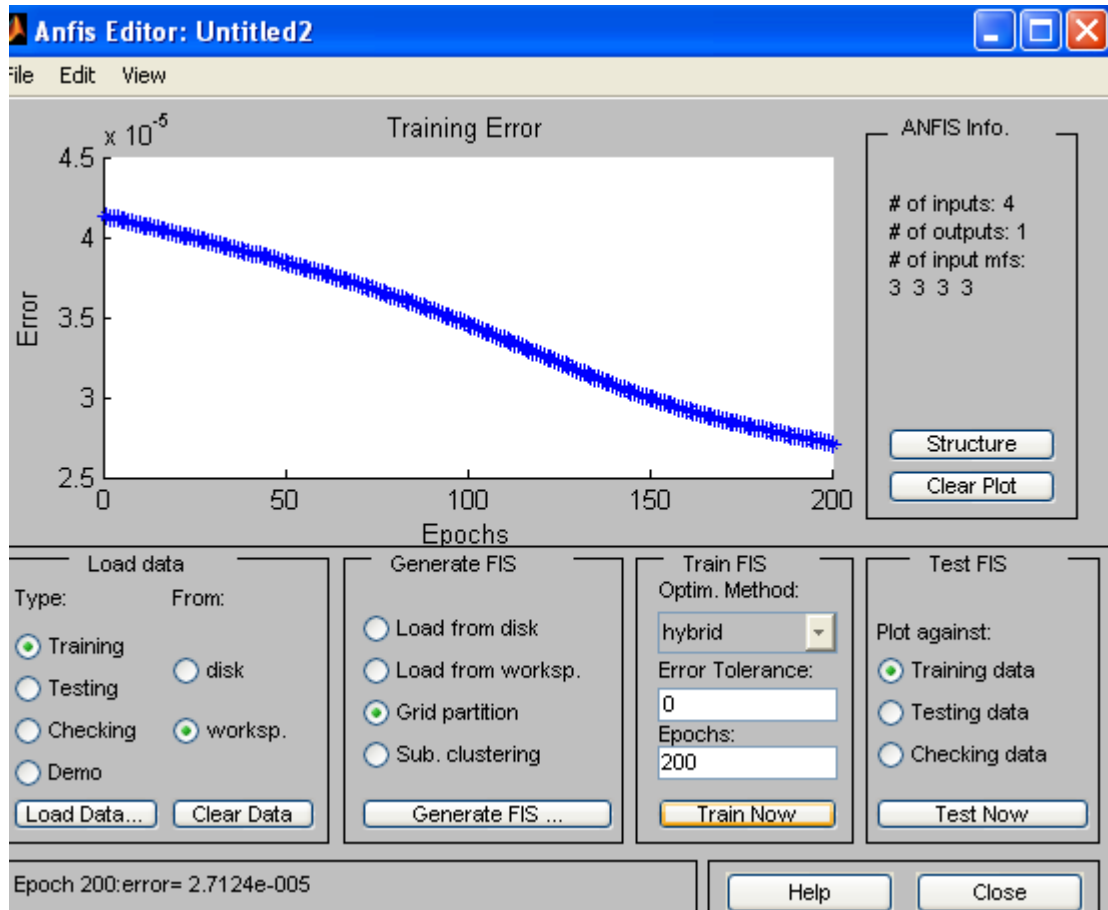


Рисунок 2.2.7 – График ошибки обучения

После окончания обучения данной гибридной нейронной сети выполним анализ графика ошибки обучения, который показывает, что обучение практически закончилось после семи циклов. После обучения можно визуальнo оценить структуру построенной нечеткой гибридной нейронной сети ANFIS (4/1) (рисунок 2.2.8).

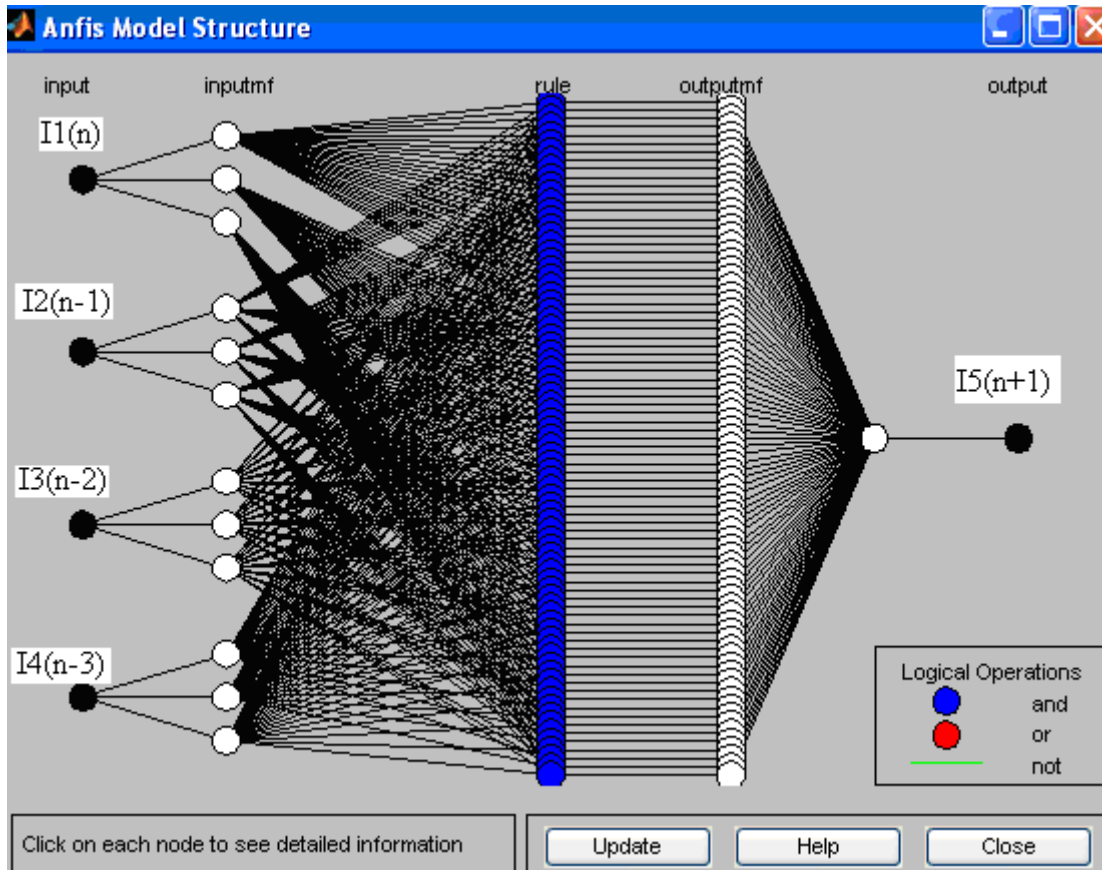


Рисунок 2.2.8 – Структура нейронной сети ANFIS (4/1)

Слой 1 Input-входной слой гибридной нейронной сети для фазификации.

Слой 2 Inputmf-выходы нейронов этого слоя представляют собой значения функций принадлежности при конкретных значениях входов.

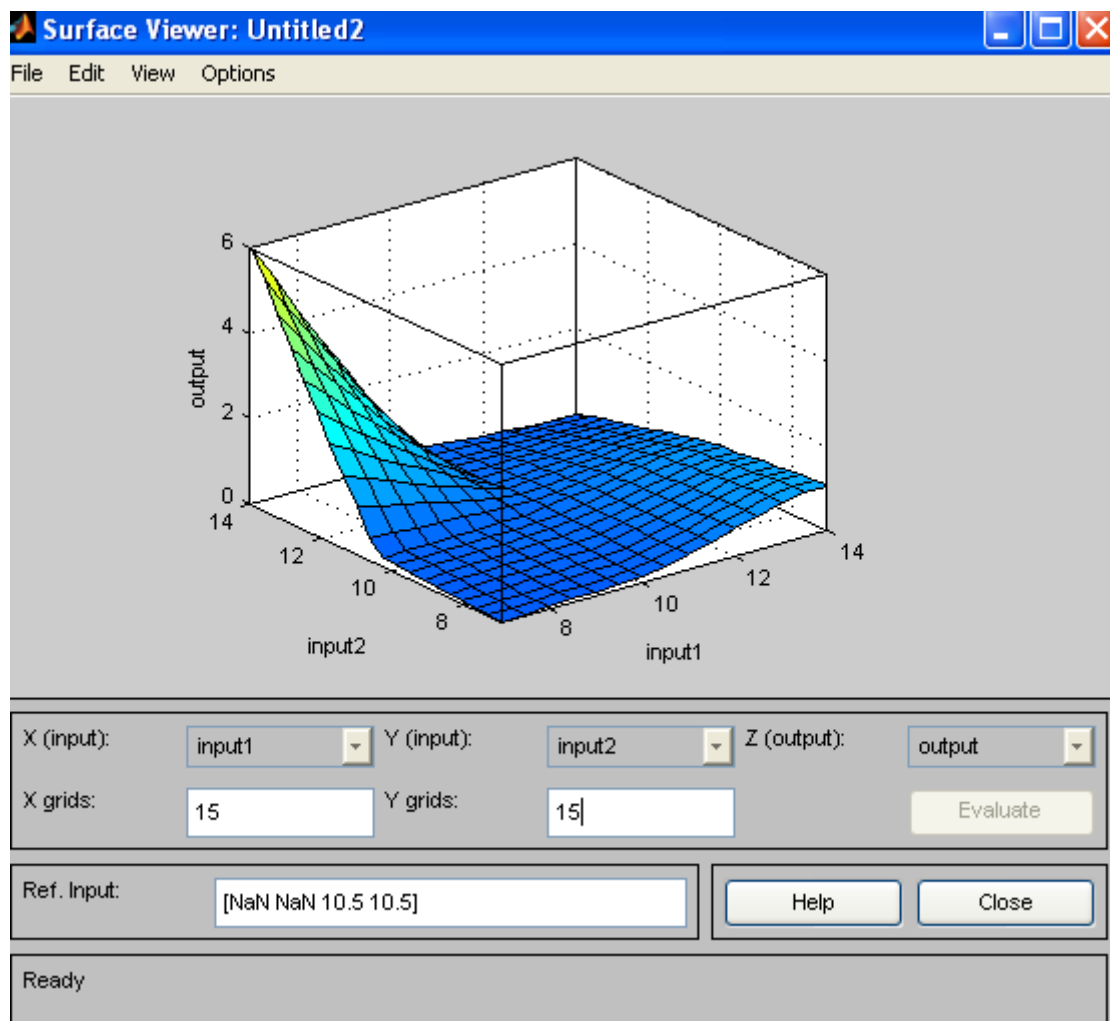
Слой 3 Rule-выходами нейронов этого слоя являются степени истинности предпосылок каждого правила базы значений системы. Все нейроны этого слоя могут реализовывать произвольную L- норму для моделирования операции «И».

Слой 4 Outputmf- нейроны этого слоя вычисляют и формируют значения выходов переменных.

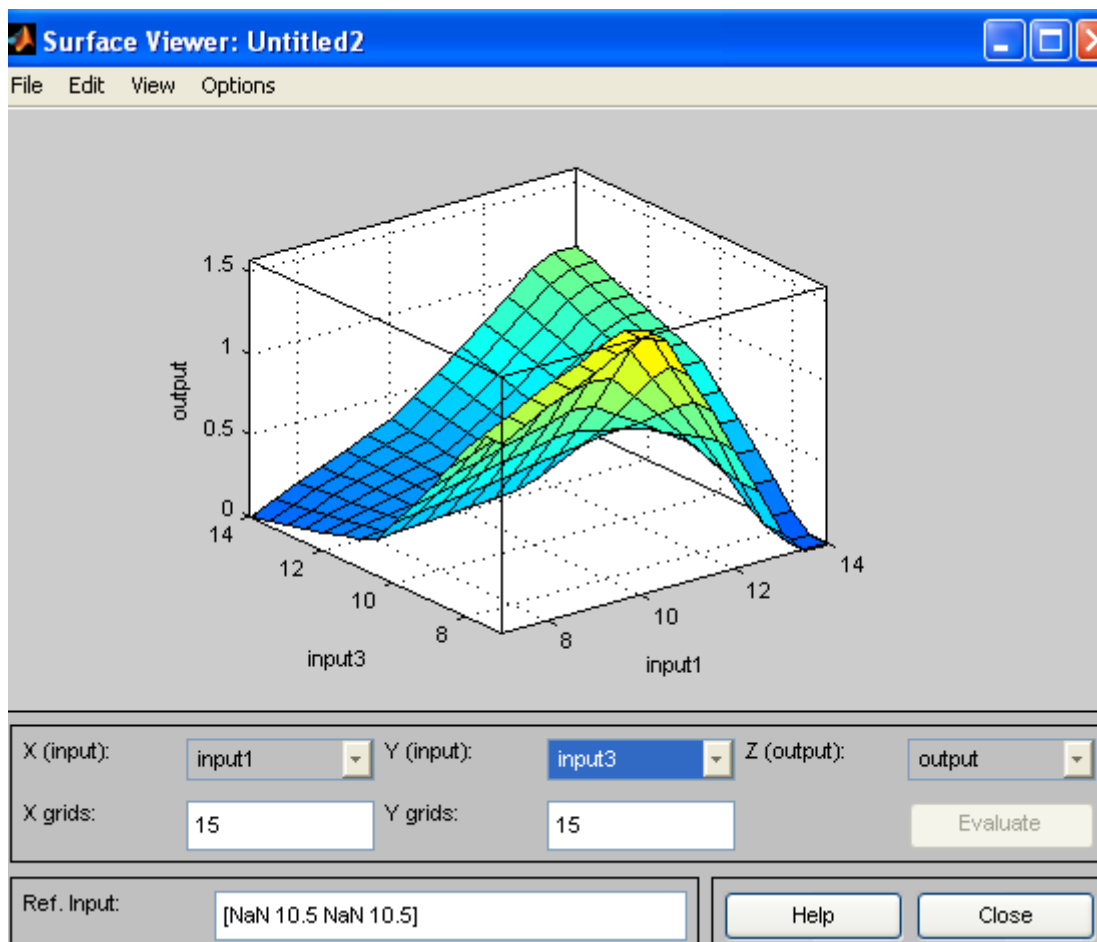
Слой 5 Output-нейроны данного слоя выполняют операцию дефазификации.

Далее проводим анализ построенной системы нечеткого вывода с графическим построением поверхности нечеткого вывода.

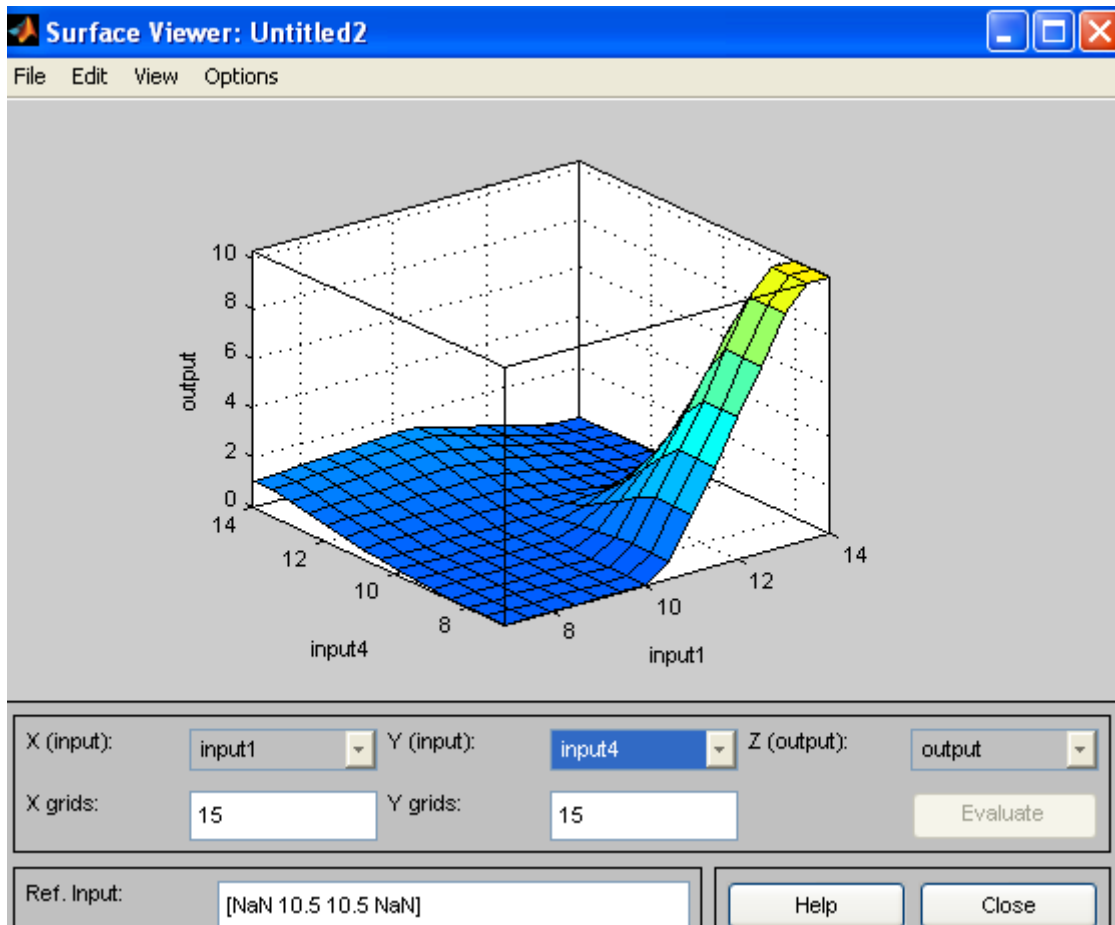
На рисунках 2.2.9 (а, б, в) представлены поверхности системы нечеткого вывода.



(a)



(6)



(B)

Рисунки 2.2.9 (а, б, в) – Поверхности системы нечеткого вывода

Заканчиваем выбором прогнозируемых параметров для расчета статических и динамических характеристик АТОННХ.

Система уравнений нейронной сети ANFIS для идентификации статических и динамических характеристик АТОННХ имеет вид:

$$\begin{aligned}
 net_i^1 &= x_i^1; \\
 y_i^1 &= f_i^1(net_i^1) = net_i^1; \\
 i &= 1, 2 \\
 net_u^2 &= \frac{(x_i^2 - m_u)^2}{(\sigma_u)^2}; \\
 y_u^2 &= f_u^2(net_u^2) = \exp(net_u^2); \\
 j &= 1, \dots, n \\
 net_{ki}^3 &= \prod_k x_u^3; \\
 y_i^3 &= f_k^3(net_k^3) = net_k^3; \\
 k &= 1, \dots, l \\
 net_0^4 &= \sum \omega_{ko}^4 x_k^4; \\
 y_i^4 &= f_k^4(net_k^4) = net_k^4; \\
 x_i &= P_i(n); \\
 y_i^4 &= P_i(n+1),
 \end{aligned} \tag{2.1.1}$$

где x_1^1 - первый сетевой ввод; y_i^1 - первый сетевой вывод;

x_i^2 - второй сетевой ввод; y_u^2 - второй сетевой вывод; m_{ij} и σ_{ij} соответственно, среднее и стандартное отклонение функции; x_u^3 - третий сетевой ввод; y_i^3 - третий сетевой вывод; x_i^4 - четвертый сетевой ввод; y_i^4 - четвертый сетевой вывод; n - общее количество лингвистических переменных относительно входных узлов.

При нейроидентификации АТОННХ с целью повышения точности расчета статических и динамических характеристик в ряде случаев приходится проводить коррекцию нейромодели нейронной сети ANFIS (рисунок 2.2.10). В алгоритме предусмотрена самонастройка с возможностью управления числом баз правил и изменением ширины оснований треугольных функций принадлежности. Если не обеспечиваются необходимые параметры идентификации то процесс обучения повторяется заново до достижения необходимой требуемой точности работы нейроидентификатора.

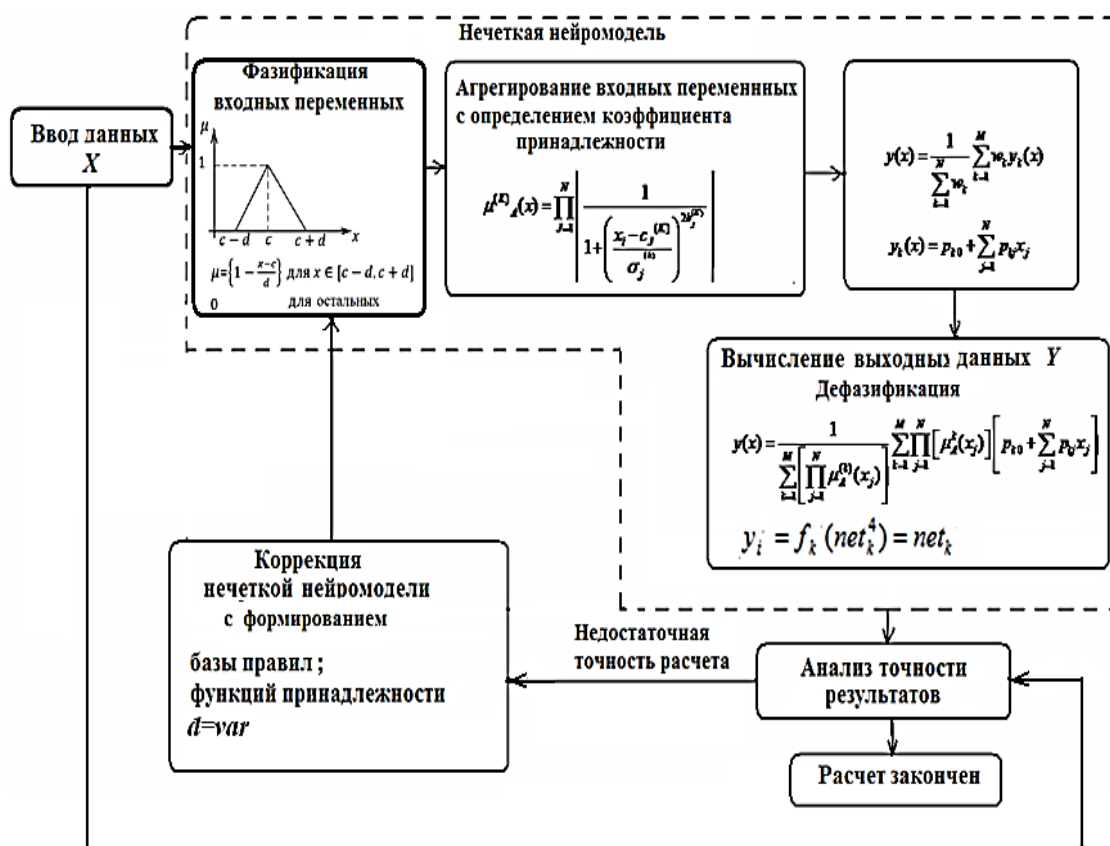


Рисунок 2.2.10 – Алгоритм коррекции нейронной сети ANFIS

2.3. Разработка комбинированной системы диагностики на базе ансамбля нейроидентификаторов с нейронными сетями FRNN, ANFIS, экспертной нейронной сетью FFNN

Анализ традиционных систем диагностики

Со временем оборудование АТОННХ изнашивается, что может привести к ухудшению статических и динамических характеристик, а иногда и к аварийным ситуациям. Одним из направлений повышения надежности работы АТОННХ является разработка методов своевременного диагностирования, прогнозирования неисправностей и аварийных режимов в процессе их работы, что является на сегодняшний день актуальной задачей [47],[48]. Прогнозирование, идентификация неисправностей и оценка качества функционирования с выявлением возможных отказов элементов АТОННХ является довольно сложной и трудоемкой задачей. Для определения неисправностей разработано большое количество систем диагностики, однако не удается определить весь спектр неисправностей.

В настоящее время слабо поставлены работы с комплексным подходом обеспечения требуемого качества распознавания и прогнозирования состояния АТОННХ.

Разработка комбинированной системы диагностики на базе ансамбля нейроидентификаторов позволит решить проблему распознавания большого спектра неисправностей АТОННХ и предсказать аварийные режимы.

На структурной схеме (рисунок 2.3.1) представлены традиционные методы диагностики АТОННХ:

анализ частотных;

фазовременных характеристик;

спектральных характеристик;

использование статистических характеристик.

Недостатком этих традиционных методов диагностики является невозможность диагностирования работы АТОННХ с непредсказуемыми нечеткими параметрами, с учетом износа элементов оборудования. Использование нейронных сетей с нечеткой логикой и внедрение их системы нейродиагностики позволит с более высокой точностью предсказывать аварийные ситуации в условиях неполной информации о статических и динамических характеристиках АТОННХ.



Рисунок 2.3.1 – Структурная схема методов диагностики АТОННХ

При разработке систем нейродиагностики предлагается использовать нейроидентификаторы на базе ансамблей нейронных сетей FRNN, ANFIS. Такой ансамбль нейронных сетей можно назвать системой искусственного интеллекта с нейросетевым предсказанием и принятием экстренного решения.

Ансамбли нейронных сетей нейроидентификаторов предсказывают экстремальные аварийные отклонения параметров АТОННХ от нормальных рабочих значений. Данные нейроидентификаторов поступают в экспертную нейронную сеть. В экспертной нейронной сети производится распознавание и сортировка аварий элементов и узлов АТОННХ. Далее информация поступает в логическую систему принятия решений. На рисунке 2.3.2 представлена структура системы нейродиагностики на базе ансамбля нейронных сетей.



Рисунок 2.3.2 – Структура системы нейродиагностики на базе ансамбля нейронных сетей

Нейроидентификатор прогнозирующей диагностики реализуется на базе нейронной сети с блоком сравнения, который представлен на (рис. 2.3.3).

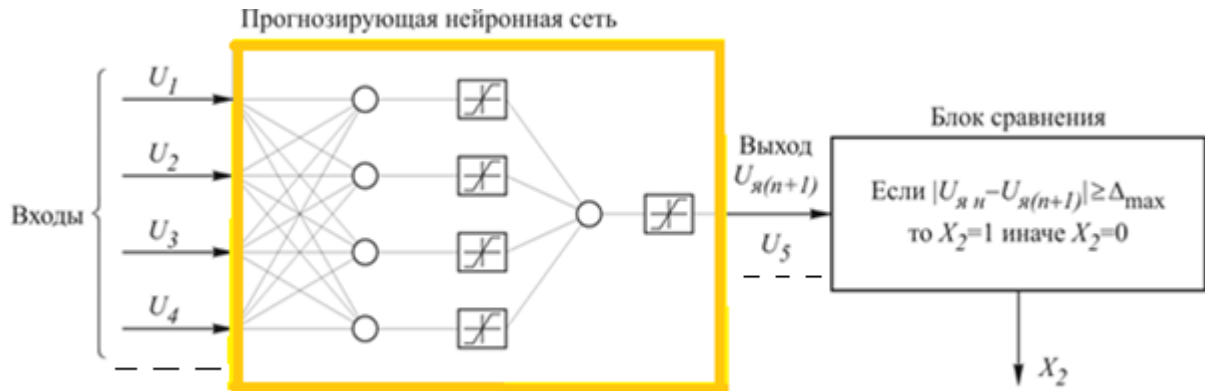


Рисунок 2.3.3– Нейроидентификатор прогнозирующей диагностики с блоком сравнения

Синтез прогнозирующего нейроидентификатора (описан в разделе 2.1.1, рисунок 2.1.3). Синтез нейроидентификатора на базе прогнозирующей нейронной сети ANFIS (описан в разделе 2.2.2, рисунок 2.2.8).

Этапы проектирования экспертной нейронной сети

Блок–схема этапов проектирования экспертной нейронной сети представлена на рисунке 2.3.4. На первом этапе выбирается и формируется нейронная сеть, на втором этапе происходит лингвистическое описание неисправности элементов АТОННХ, на третьем этапе нейронная сеть обучается, на четвертом этапе производится распознавание аварийных отклонений, на пятом этапе проверка и тестирование системы нейродиагностики.

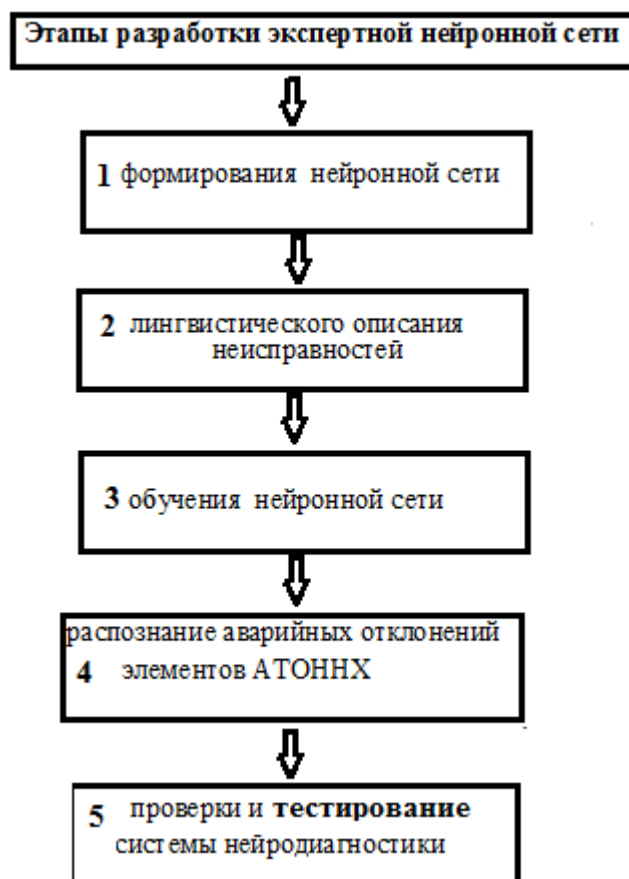


Рисунок 2.3.4–Блок–схема этапов проектирования экспертной нейронной сети

На рис.2.3.5 представлена схема комбинированной системы нейродиагностики АТОННХ, состоящей из ансамблей прогнозирующих нейроидентификаторов,. Окончательное решение об исправности элементов АТОННХ принимает экспертная нейронная сеть, на вход, которой поступают сигналы $X_1, X_2, X_3, X_4 \dots$, а на выходах снимаются сигналы $Y_1, Y_2, Y_3, Y_4, Y_5 \dots$

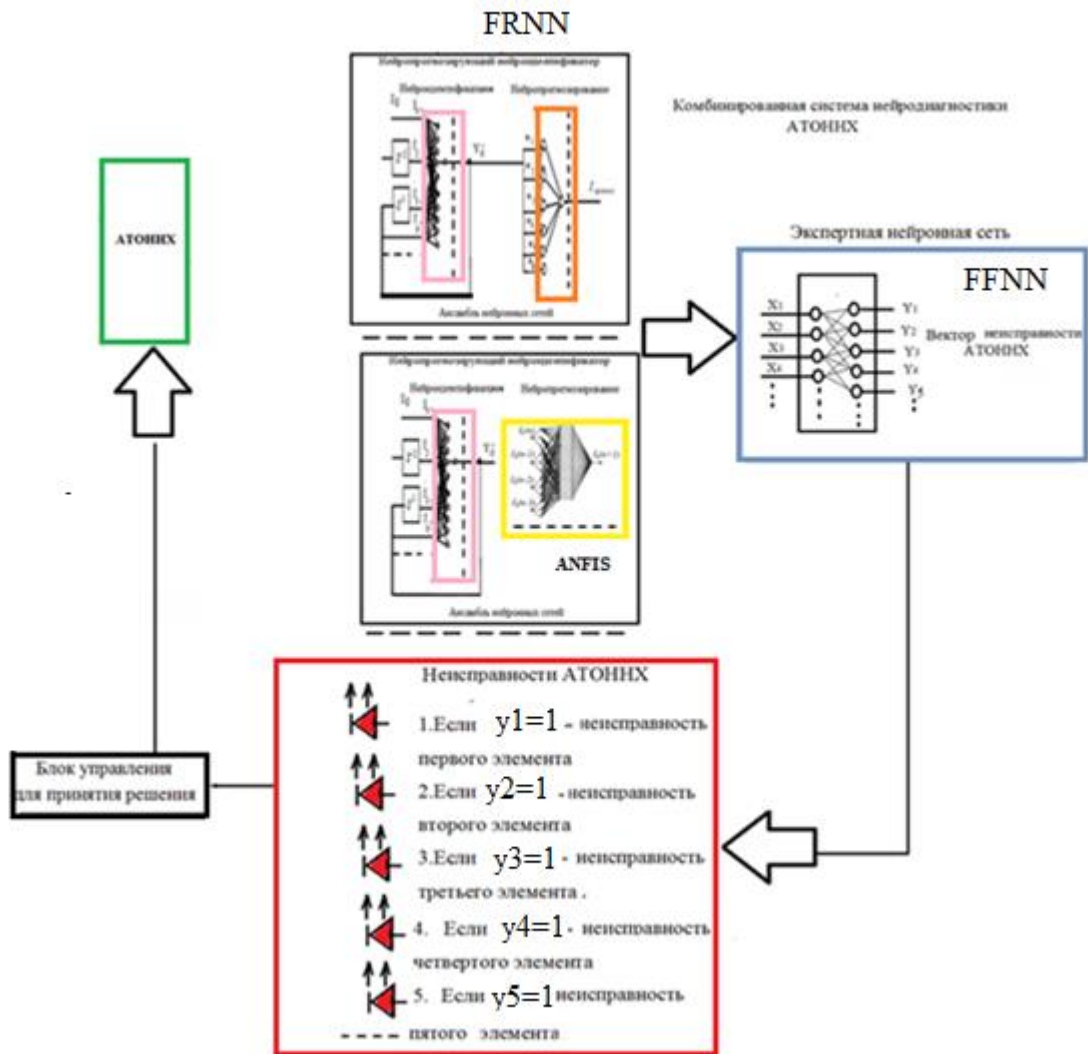


Рисунок 2.3.5 – Структурная схема комбинированной нейродиагностики АТОННХ на базе нейроидентификаторов

Принцип построения экспертной нейронной сети состоит в следующем. Составляются вопросы, ответы на которые имеют бинарный вид, т.е «Да» или «Нет». При составлении « вектора опроса », если при диагностике следует ответ «Да», то компоненту вектора присваивается 1, если «Нет»-то 0. Проводится лингвистическое описание выходного вектора неисправности АТОННХ:

1. Если $Y_1=1$ - возможная неисправность первого элемента;
2. Если $Y_2=1$ -возможная неисправность второго элемента;

3. Если $Y_3=1$ -возможная неисправность третьего элемента;

4. Если $Y_4=1$ -возможная неисправность четвертого элемента;

5. Если $Y_5=1$ -возможная неисправность пятого элемента.....

Для обучения экспертной системы на базе нейронной сети разработана таблица 3.2.1, в которой имеются данные вектора входа $X_1, X_2, X_3, X_4, \dots$ и данные вектора выхода $Y_1, Y_2, Y_3, Y_4, Y_5, \dots$. Данные вектора выхода сигнализируют о конкретных неисправностях элементов АТОННХ.

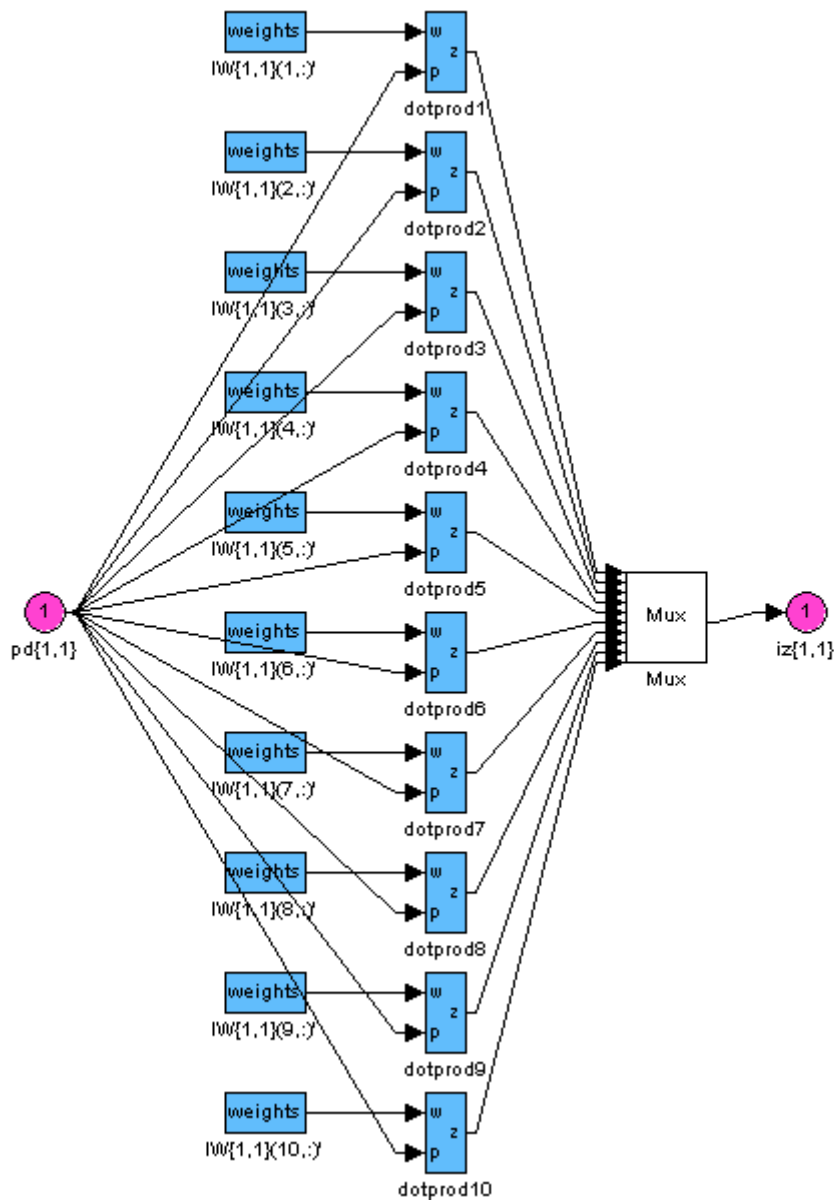
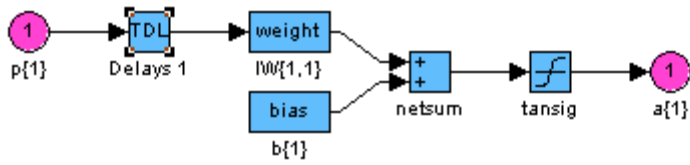
Для примера представлена экспертная нейронная сеть 4/5. В таблице 3.2.1. представлены данные для обучения экспертной системы

Таблица 3.3.1 – Данные для обучения экспертной нейронной сети

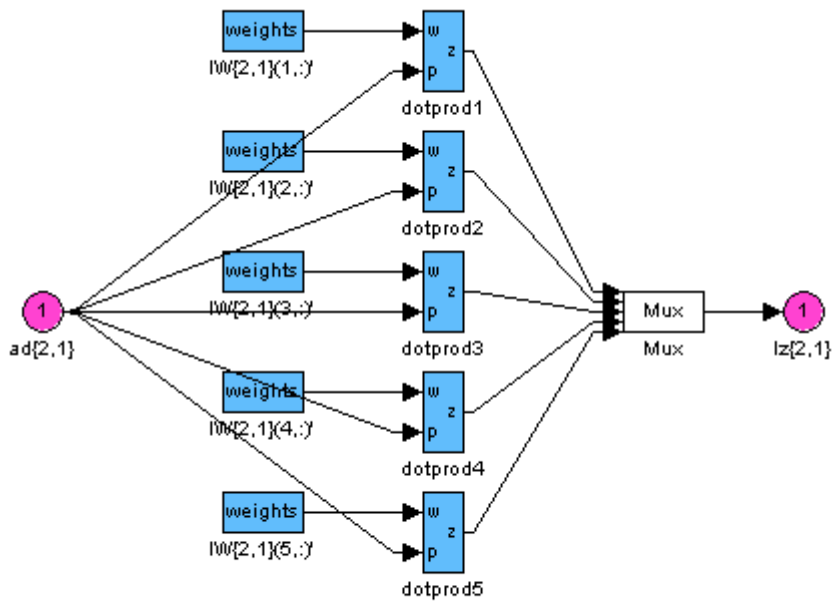
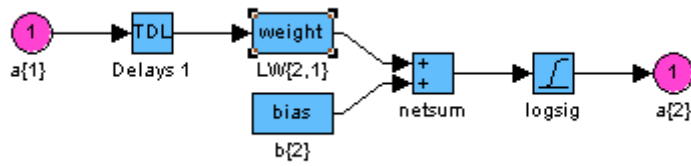
Входы нейронной сети				Выходы нейронной сети				
X_1	X_2	X_3	X_4	Y_1	Y_2	Y_3	Y_4	Y_5
0	0	0	0	0	0	0	0	0
1	0	0	0	1	0	0	0	0
0	1	0	0	0	0	0	0	0
1	1	0	0	0	0	0	0	0
0	0	1	0	0	1	0	0	0
1	0	1	0	0	0	0	0	0
0	1	1	0	0	0	0	0	0
1	1	1	0	0	0	0	0	0
0	0	0	1	0	0	0	0	0
1	0	0	1	0	0	0	0	0
0	1	0	1	0	0	0	0	0
1	1	0	1	0	0	0	0	0
0	0	1	1	0	0	1	0	0
1	0	1	1	0	0	0	0	0

0	1	1	1	0	0	0	0	0
1	1	1	1	0	0	0	0	1

В результате лингвистического описания входных и выходных сигналов получаем экспертную нейронную сеть, структура которой представлена на рисунках 2.3.6 (а, б).



(a)



(б)

Рисунки 2.3.6 (а, б, в, г) – Структуры экспертной нейронной сети 4/5 для заключительных диагностических выводов (а, б) первый слой из 10 нейронов, (в, г) второй слой из 5 нейронов

Работа экспертной нейронной сети описывается следующей системой уравнений:

$$\begin{aligned}
 E_1 &= X_1W_{11} + X_2W_{12} + X_3W_{13} + X_4W_{14} + B_1; \\
 E_2 &= X_1W_{21} + X_2W_{22} + X_3W_{23} + X_4W_{24} + B_2; \\
 &\dots\dots\dots \\
 &\dots\dots\dots \\
 E_{10} &= X_1W_{101} + X_2W_{102} + X_3W_{103} + X_4W_{104} + B_{10}; \\
 R_1 &= \tan \operatorname{sig}(E_1); \\
 &\dots\dots\dots \\
 &\dots\dots\dots \\
 R_{10} &= \tan \sin(E_{10}); \\
 Y_0' &= R_1W_1' + \dots\dots\dots + R_{10}W_{10}' + B_{10}'; \\
 Y_1 &= \log \operatorname{sig} Y_0'; \\
 Y_2 &= \log \operatorname{sig} Y_0'; \\
 Y_3 &= \log \operatorname{sig} Y_0'; \\
 Y_4 &= \log \operatorname{sig} Y_0'; \\
 Y_5 &= \log \operatorname{sig} Y_0'.
 \end{aligned}$$

(2.3.2)

где $X_1 \dots X_4$ - входные сигналы нейронной сети; $Y_1 \dots Y_5$ - выходные сигналы нейронной сети; $E_1 \dots E_{10}$ - выходные сигналы первого слоя нейронов; $W_{11} \dots W_{104}$ - веса первого слоя нейронов; $B_1 \dots B_{10}$ - смещения первого слоя нейронов; $R_1 \dots R_{10}$ - сигналы на выходе блоков активации первого слоя нейронов; Y_0' - сигнал на выходе второго слоя нейронов; $W_1' \dots W_{10}'$ - веса второго слоя нейронов; B_{10}' - смещение второго слоя нейронов.

Нейронная сеть обучалась в различных режимах. по входам $X[X_1, X_2, X_3, X_4]$ и выходам $Y[Y_1, Y_2, Y_3, Y_4, Y_5]$. На рисунке 2.3.7. представлен алгоритм моделирования обучения экспертной нейронной сети.



Рисунок 2.3.7– Алгоритм моделирования обучения экспертной нейронной сети

Выводы

1. Разработан метод синтеза нейроидентификаторов с нейропрогнозом статических и динамических характеристик на базе ансамбля нейронных сетей FRNN, FFNN.
2. Разработан метод синтеза нейроидентификаторов с нейропрогнозом статических и динамических характеристик на базе ансамбля нейронных сетей FRNN, FFNN, ANFIS.
3. Разработан метод синтеза комбинированной системы диагностики на базе ансамбля нейроидентификаторов.

Эти методы позволяют идентифицировать характеристики АТОННХ с более высокой точностью и прогнозировать аварийные ситуации, повышая надежность работы АТОННХ.

ГЛАВА 3. Методы автоматизированного синтеза нейрорегуляторов НСУ для АТОННХ

3.1. Проектирование структурных схем и алгоритмов адаптивных нейрорегуляторов на базе нейронных сетей FRNN

Регуляторы – это один из наиболее важных функциональных элементов АТОННХ. Они обеспечивают необходимые динамические свойства – устойчивость и хорошее качество переходных процессов. От правильности выбора и выполнения регуляторов зависит, в большинстве случаев, работоспособность и качество всей системы управления. Поэтому выбор места включения и расчет параметров регуляторов является одним из основных этапов синтеза НСУ АТОННХ.

Динамические свойства элементов АТОННХ определяют устойчивость. В большинстве случаев АТОННХ с первоначальными параметрами по своим динамическим характеристикам не удовлетворяют желаемым требованиям, имеют малый запас устойчивости и плохие показатели качества. Улучшение динамических свойств системы управления может быть достигнуто при правильном конструировании регуляторов.

В настоящее время традиционные системы управления создаются на базе стандартных классических регуляторов, которые широко зарекомендовали себя благодаря своей простоте и высокой надежности для линеаризованных объектов. Однако, эти регуляторы не могут оперативно самообучаться, перестраивать свои структуры, варьировать коэффициенты при изменении нелинейных и нечетких параметров АТОННХ. Стандартные классические регуляторы не могут вырабатывать упреждающее прогнозируемое управление, которое является необходимым для качественной работы. Поэтому улучшение динамических свойств АТОННХ:

повышение запасов устойчивости, желаемых показателей качества возможно только при создании адаптивных нейрорегуляторов.

Проектирование и обучение нейрорегулятора с интегральными характеристиками (И-нейрорегулятор)

При проектировании И-нейрорегулятора выбираем многослойную нейронную сеть FRNN [6,8,10,14,15]. При обучении нейрорегулятора используется алгоритм Левенберга-Марквардта (формула 2.1.2). Алгоритм обучения представлен на рисунке 2.1.5. Структурная схема нейронной сети для И-нейрорегулятора представлена на рисунке 3.1.1.

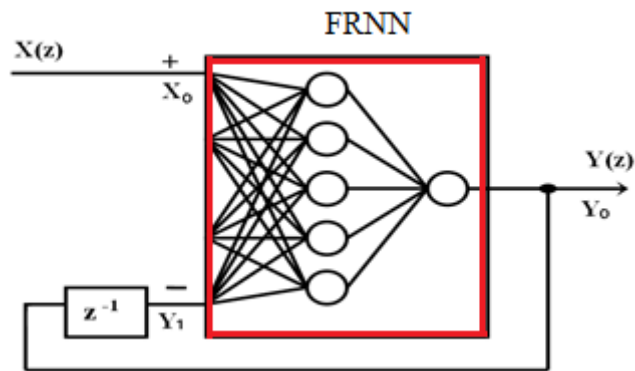


Рисунок 3.1.1– Структурная схема нейронной сети И-нейрорегулятора

Система уравнений, описывающая работу И -нейрорегулятора имеет

вид:

$Y_1 = Y_0 Z^{-1}$, Выходной сигнал нейронной сети, задержанный на 1 такт,

$$\left. \begin{aligned} E_1 &= X_0 W_{11} - Y_1 W_{12} \\ E_2 &= X_0 W_{21} - Y_1 W_{22} \\ \dots &\dots \dots \dots \\ E_5 &= X_0 W_{51} - Y_1 W_{52} \end{aligned} \right\} \text{Уравнения 1-го выходного слоя нейронов,}$$

$$\left. \begin{aligned}
 R_1 &= \text{pureline}(E_1), \\
 \dots\dots\dots \\
 R_5 &= \tan \text{sig}(E_5), \\
 Y'_0 &= R_1 W'_1 + \dots\dots\dots + R_5 W'_{51} \\
 Y_0 &= \text{pureline} Y'_0
 \end{aligned} \right\} \text{Уравнения 2-го выходного слоя нейронов,}$$

(3.1.1)

где x_0, y_0 - входной и выходной сигнал нейронной сети
 y_1 - выходной сигнал нейронной сети, задержанный на один такт;
 $E_1 \dots E_5$ - выходные сигналы первого слоя нейронов; $W_{11} \dots W_{52}$ - веса первого слоя нейронов; $R_1 \dots R_5$ - сигналы на выходе блоков активации первого слоя нейронов; Y'_0 - сигнал на выходе второго слоя нейронов; $W'_1 \dots W'_{51}$ - веса второго слоя нейронов; *pureline* - линейная функция активации.

Нейронная сеть содержит в первом входном слое 5 нейронов с функциями активации *pureline* и один нейрон на выходе с функцией активации *pureline*..

На рисунке 3.1.2. изображена структурная схема обучения И-нейрорегулятора,

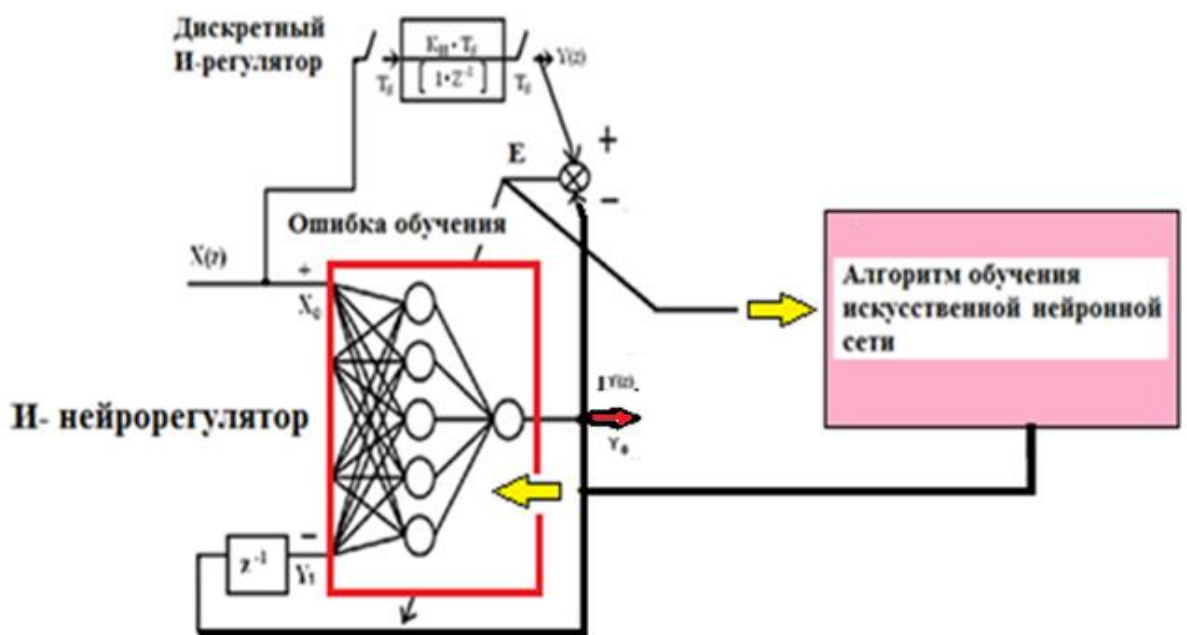


Рисунок 3.1.2– Структурная схема обучения И-нейрорегулятора

Проектирование и обучение нейрорегулятора с пропорционально-интегральными характеристиками (ПИ-нейрорегулятор)

При проектировании ПИ-нейрорегулятора выбираем многослойную нейронную сеть FRNN. При обучении нейрорегулятора используется алгоритм Левенберга-Марквардта (формула 2.1.2). Алгоритм обучения представлен на рис. 2.1.5. Структурная схема нейронной сети представлена на рисунке 3.1.3.

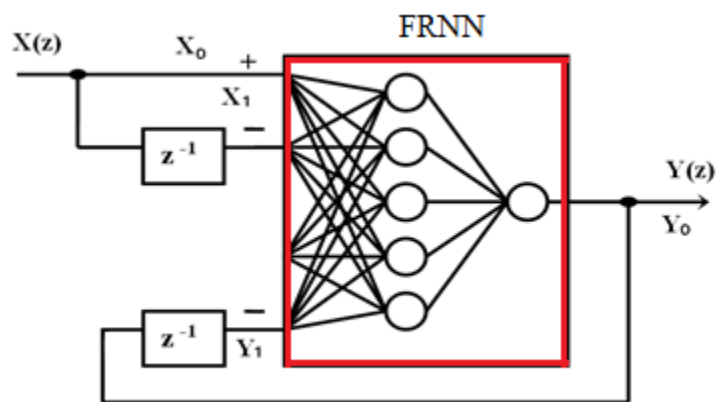


Рисунок 3.1.3– Структурная схема ПИ-нейрорегулятора

Система уравнений, описывающая работу ПИ -нейрорегулятора имеет вид:

$X_1 = X_0 Z^{-1}$, Входной сигнал нейронной сети, задержанный на 1 такт,

$Y_1 = Y_0 Z^{-1}$, Выходной сигналы нейронной сети, задержанный на 1 такт,

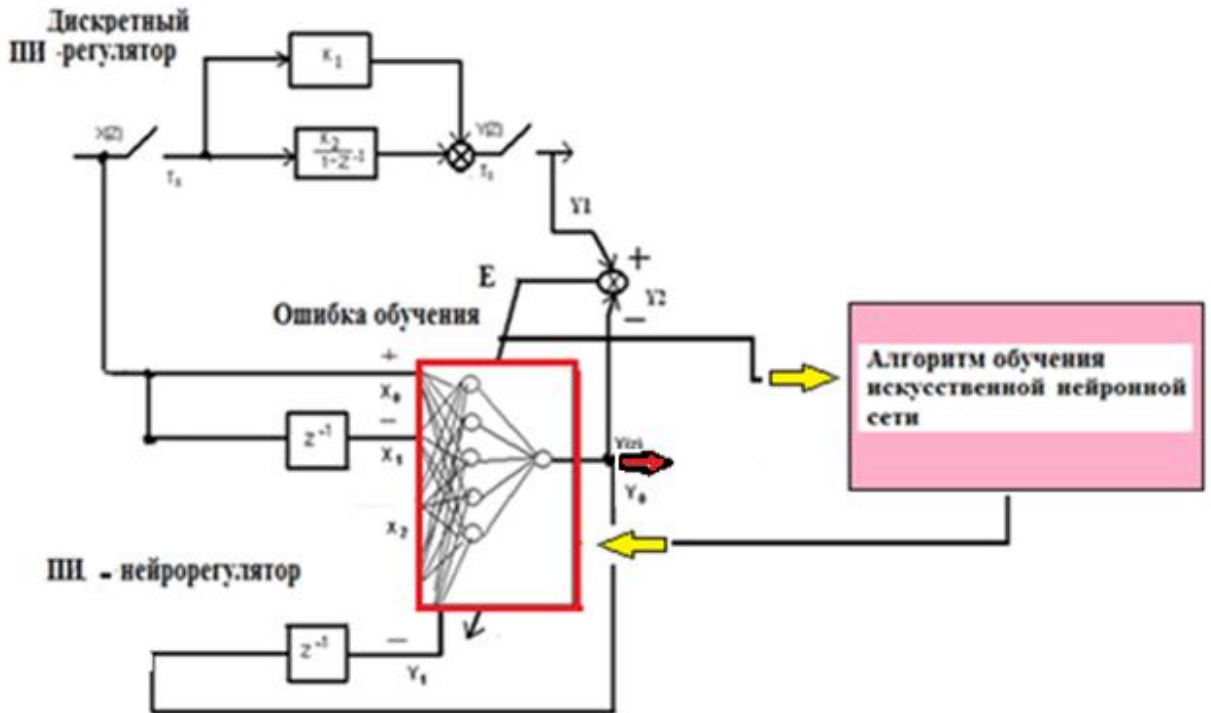


Рисунок 3.1.4 – Структурная схема обучения ПИ-нейрорегулятора

Проектирование и обучение нейрорегулятора с пропорционально-интегральными и дифференциальными характеристиками (ПИД-нейрорегулятор)

При проектировании ПИД-нейрорегулятора выбираем многослойную нейронную сеть FRNN. При обучении нейрорегулятора используется алгоритм Левенберга-Марквардта (формула 2.1.2). Алгоритм обучения представлен на рисунке 2.1.5. На рисунке 3.1.5 представлена структурная схема ПИД-нейрорегулятора. В нейронной сети элемент z осуществляет задержку сигнала. На входы нейронной сети подается n значений $X(z)$ и m значений сигнала с выхода $Y(z)$. Величины n и m определяется порядком дифференциального уравнения, которое описывает работу ПИД-регулятора.

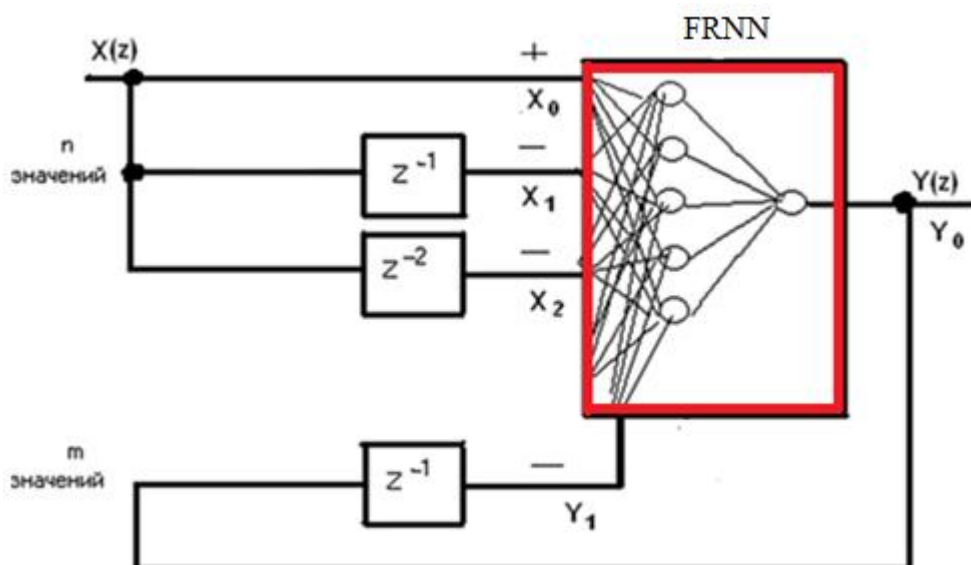


Рисунок 3.1.5 – Структурная схема ПИД-нейрорегулятора

Система уравнений, описывающая работу ПИД -нейрорегулятора имеет вид:

$$\begin{aligned}
 E_1 &= X_0 W_{11} - X_1 W_{12} - X_2 W_{13} - Y_1 W_{14} \\
 E_2 &= X_0 W_{21} - X_1 W_{22} - X_2 W_{23} - Y_1 W_{24} \\
 &\dots\dots\dots \\
 E_5 &= X_0 W_{51} - X_1 W_{52} - X_2 W_{53} - Y_1 W_{54} \\
 R_1 &= \tan \operatorname{sig}(E_1), \\
 &\dots\dots\dots \\
 R_5 &= \tan \operatorname{sig}(E_5),
 \end{aligned}
 \left. \vphantom{\begin{aligned} E_1 \\ E_2 \\ \dots \\ E_5 \\ R_1 \\ \dots \\ R_5 \end{aligned}} \right\} \text{Уравнения 1-го выходного слоя нейронов}$$

$$\begin{aligned}
 Y'_0 &= R_1 W'_{11} + \dots\dots\dots + R_5 W'_{51} \\
 Y_0 &= \operatorname{pureline} Y'_0
 \end{aligned}
 \left. \vphantom{\begin{aligned} Y'_0 \\ Y_0 \end{aligned}} \right\} \text{Уравнения 2-го выходного слоя нейронов,}$$

(3.1.3)

где x_0, y_0 - входной и выходной сигнал нейронной сети;

$X_1 = X_0 Z^{-1}$, $X_2 = X_0 Z^{-2}$, входные сигналы нейронной сети, задержанные на 1,2 такта;

$Y_1 = Y_0 Z^{-1}$, выходной сигнал нейронной сети, задержанный на 1 такт;

$E_1 \dots E_5$ - выходные сигналы первого слоя нейронов; $w_{11} \dots w_{54}$ - веса первого слоя нейронов; $R_1 \dots R_5$ - сигналы на выходе блоков активации первого слоя нейронов; Y_0' - сигнал на выходе второго слоя нейронов; $W_1' \dots W_{51}'$ - веса второго слоя нейронов; *pureline* - линейная функция активации.

На рисунке 3.1.6. изображена структурная схема обучения ПИД-нейрорегулятора.

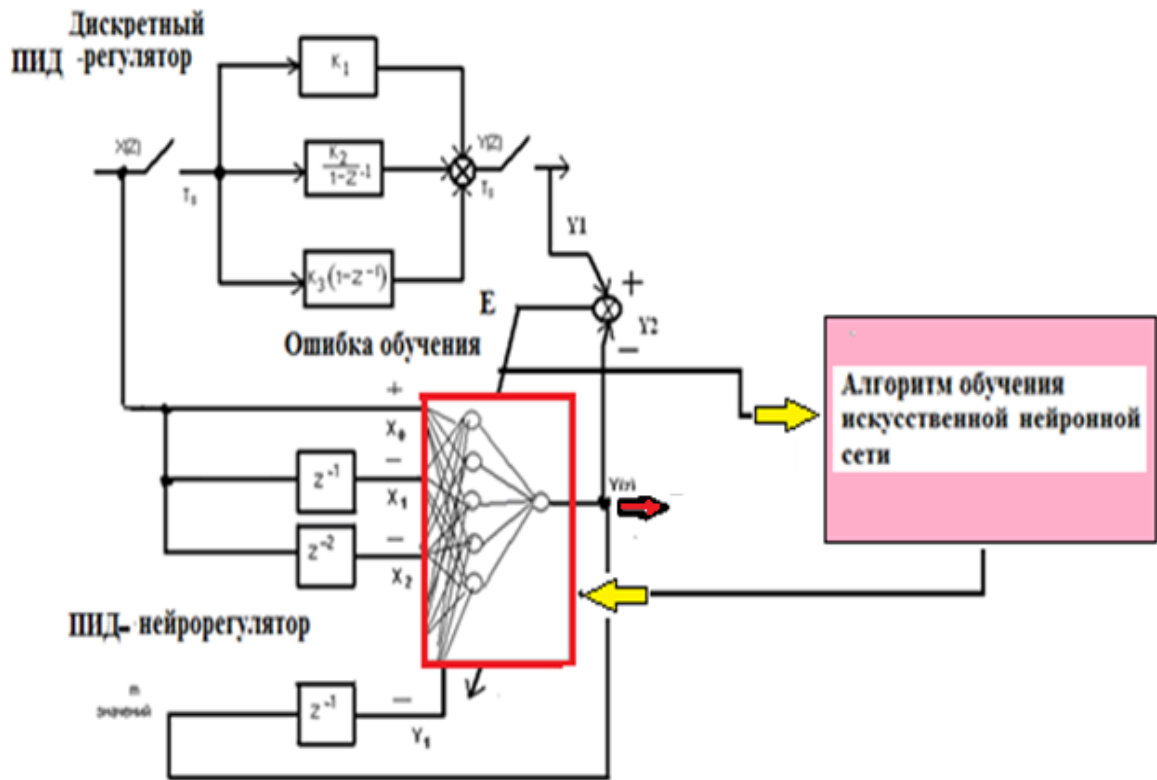


Рисунок 3.1.6 – Структурная схема обучения ПИД-нейрорегулятора

Разработанные нейрорегуляторы могут быть реализованы как программно так и аппаратно, они легко встраиваются в цифровые системы управления АТОННХ, повышая точность и качество работы.

3.2. Разработка метода синтеза адаптивного подчиненно-нейронного регулирования

С целью повышения статических и динамических характеристик АТОННХ широко используется теория подчиненного регулирования для систем управления с обратными связями и наличием нескольких контуров, количество которых соответствует количеству контролируемых параметров, АТОННХ ЦСП таких как ток, напряжение якоря, скорость вращения, угол поворота и др. [40]. На входе регулятора каждого из контуров сравниваются сигналы, пропорциональные заданному и действительному значениям выходной величины данного контура, а выходной сигнал регулятора служит задающим сигналом для последующего контура. Подчиненное регулирование прекрасно зарекомендовало себя при синтезе регуляторов для линеаризованных объектов управления. При нелинейных характеристиках метод подчиненного регулирования, к сожалению, не дает желаемых результатов. Поэтому необходимо разрабатывать новые адаптивные подчиненно-нейронные методы, которые способны дать возможность обеспечить необходимые статические и динамические параметры АТОННХ [27].

При подчиненно-нейронном регулировании каждый внутренний контур подлежит оптимизации, т. е. такому выбору параметров нейрорегулятора, при котором удовлетворяется заданное качество регулирования [25], [27], [69]. На рисунке 3.2.1 представлена структура подчиненно-нейронного регулирования АТОННХ с обратными связями и наличием нескольких контуров, количество которых соответствует количеству контролируемых параметров.

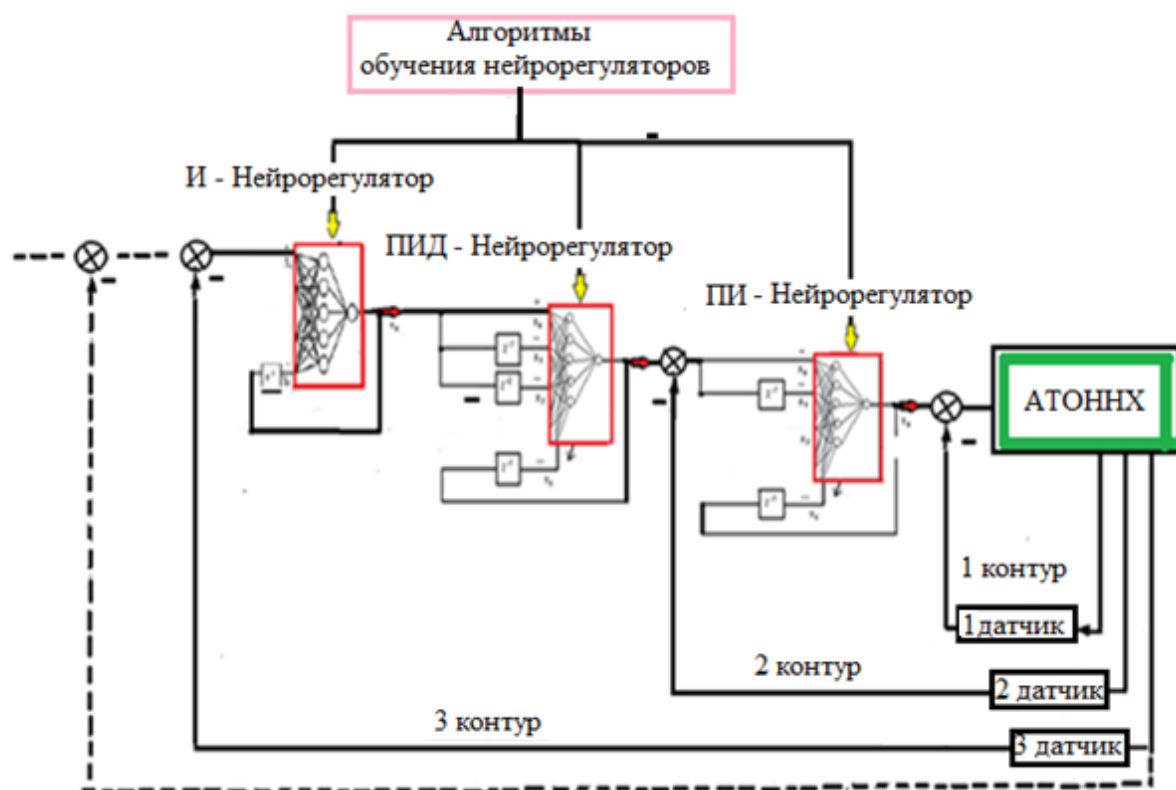


Рисунок 3.2.1– Структура подчиненно-нейронного регулирования АТОННХ с обратными связями и наличием нескольких контуров, количество которых соответствует количеству контролируемых параметров.

Нейрорегулятор определяется структурой и параметрами соответствующего звена объекта регулирования. Блок-схема алгоритма двухконтурной нейроадаптивной системы управления АТОННХ [27] представлена на рисунке 3.2.2. В системе подчиненно-нейронного регулирования оптимизация контуров производится последовательно. Под оптимизацией понимается компенсация наибольшей постоянной времени объекта регулирования, что приводит к повышению быстродействия, улучшению статических и динамических характеристик работы контура. Такая оптимизация идет последовательно от первого контура ко второму.

Желаемые характеристики настраиваются на модульный и симметричный критерии [27].

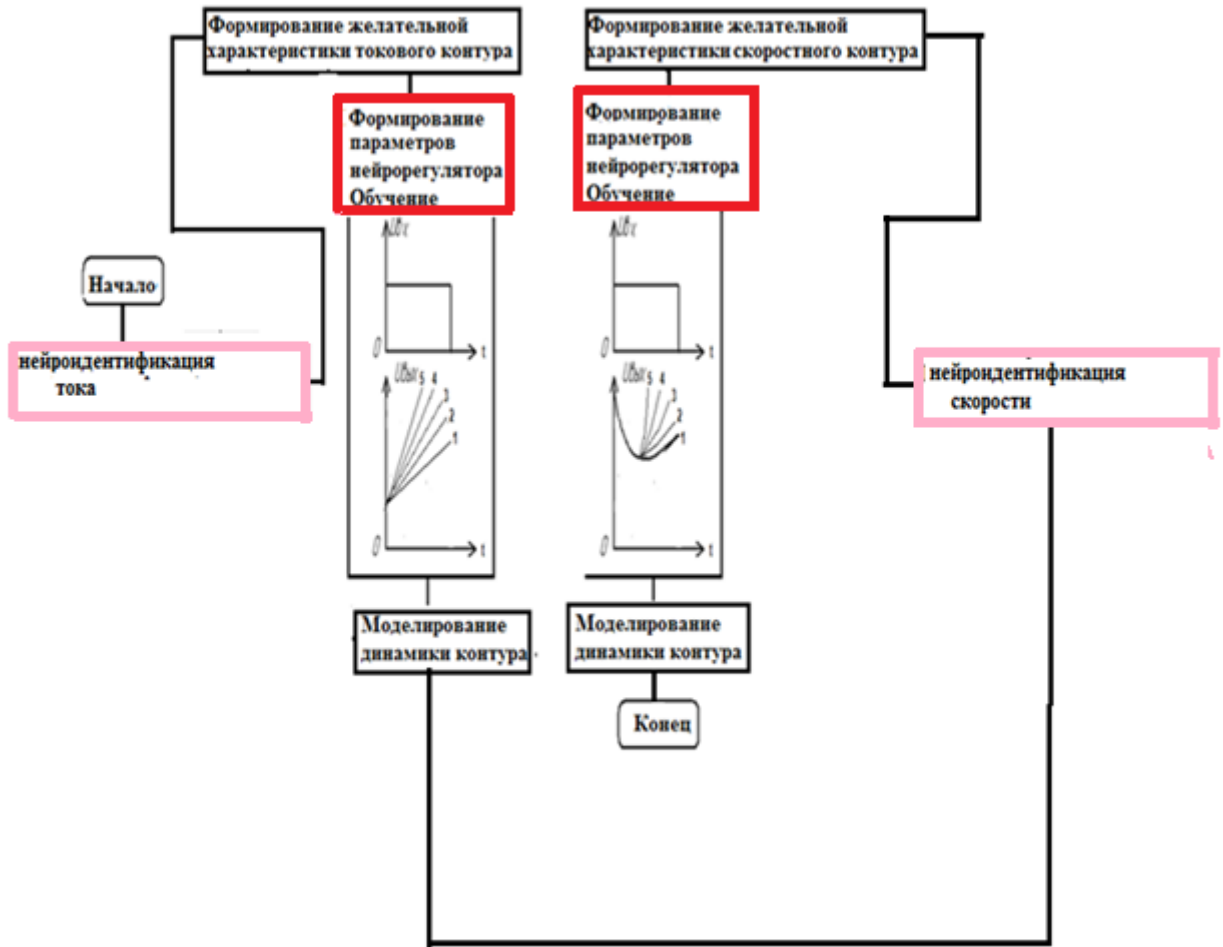


Рисунок 3.2.2– Блок- схема алгоритма проектирования двухконтурного АТОННХ с обучающимися характеристиками для нейрорегуляторов

На рисунке 3.2.3 представлен первый внутренний токовый контур АТОННХ ЦСП.

При оптимизации первого внутреннего токового контура используется нейрорегулятор 1, показанный на рисунке 3.2.3.

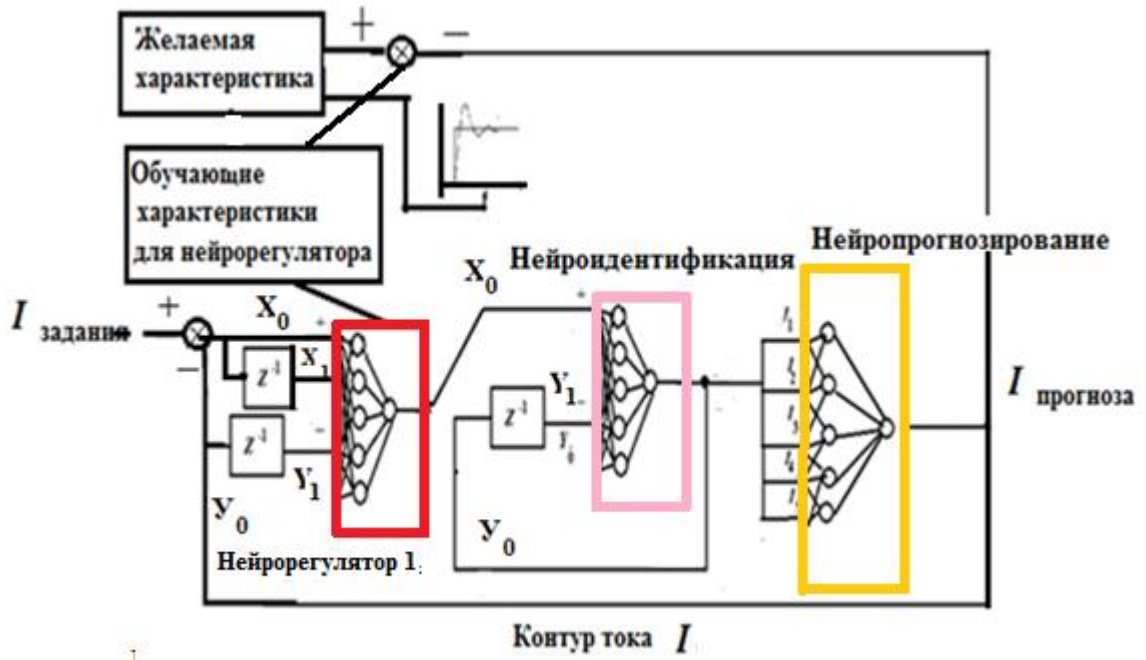


Рисунок 3.2.3– Первый внутренний токовый контур ЦСП

Система уравнений, описывающая работу нейрорегулятора 1 в токовом контуре ЦСП имеет вид:

$$E_{1p} = X_0 W_{11p} + X_1 W_{12p} + Y_1 W_{13p};$$

$$E_{2p} = X_0 W_{21p} + X_1 W_{22p} + Y_1 W_{23p};$$

$$E_{3p} = X_0 W_{31p} + X_1 W_{32p} + Y_1 W_{33p};$$

$$E_{4p} = X_0 W_{41p} + X_1 W_{42p} + Y_1 W_{43p};$$

$$E_{5p} = X_0 W_{51p} + X_1 W_{52p} + Y_1 W_{53p};$$

$$E_{6p} = X_0 W_{61p} + X_1 W_{62p} + Y_1 W_{63p};$$

$$R_{1p} = \text{pureline}(E_{1p});$$

$$R_{2p} = \text{pureline}(E_{2p});$$

$$R_{3p} = \text{pureline}(E_{3p});$$

$$R_{4p} = \text{pureline}(E_{4p});$$

$$R_{5p} = \text{pureline}(E_{5p});$$

$$R_{6p} = \text{pureline}(E_{6p});$$

$$\begin{aligned}
Y'_0 &= R_{1p}W'_{1p} + R_{2p}W'_{2p} + R_{3p}W'_{3p} + R_{4p}W'_{4p} + R_{5p}W'_{5p} + R_{6p}W'_{6p}; \\
Y_0 &= \text{pureline}Y'_0,
\end{aligned}
\tag{3.2.1}$$

где

$X_1 = X_0Z^{-1}$ - входной сигнал нейронной сети, задержанный на 1 такт;

$Y_1 = Y_0Z^{-1}$ - выходной сигналы нейронной сети, задержанный на 1 такт;

Y_0 - выходной сигнал нейронной сети; Y_1 - входной сигнал нейронной сети, задержанный на один, такт; $E_{1p} \dots E_{6p}$ - выходные сигналы первого слоя нейронов; $W_{11p} \dots W_{63p}$ - веса первого слоя нейронов; $R_{1p} \dots R_{6p}$ - сигналы на выходе блоков активации первого слоя нейронов; Y'_0 - сигнал на выходе второго слоя нейронов; $W'_{1p} \dots W'_{6p}$ - веса второго слоя нейронов; *pureline* - функция активации.

При оптимизации второго скоростного контура ЦСП используется нейрорегулятор 2. Желаемая характеристика настраивается на симметричный оптимум [38].

Система уравнений, описывающая работу нейрорегулятора 2 в скоростном контуре ЦСП имеет вид:

$$\begin{aligned}
E_{1pc} &= X_0W_{11pc} + X_1W_{12pc} + X_2W_{13pc} + Y_1W_{14pc}; \\
E_{2pc} &= X_0W_{21pc} + X_1W_{22pc} + X_2W_{23pc} + Y_1W_{24pc}; \\
E_{3pc} &= X_0W_{31pc} + X_1W_{32pc} + X_2W_{33pc} + Y_1W_{34pc}; \\
E_{4pc} &= X_0W_{41pc} + X_1W_{42pc} + X_2W_{43pc} + Y_1W_{44pc}; \\
E_{5pc} &= X_0W_{51pc} + X_1W_{52pc} + X_2W_{53pc} + Y_1W_{54pc}; \\
R_{6pc} &= X_0W_{61pc} + X_1W_{62pc} + X_2W_{63pc} + Y_1W_{64pc};
\end{aligned}$$

$$\begin{aligned}
R_{1pc} &= \text{pureline}(E_{1pc}); \\
R_{2pc} &= \text{pureline}(E_{2pc}); \\
R_{3pc} &= \text{pureline}(E_{3pc}); \\
R_{4pc} &= \text{pureline}(E_{4pc}); \\
R_{5pc} &= \text{pureline}(E_{5pc}); \\
R_{6pc} &= \text{pureline}(E_{6pc});
\end{aligned}$$

$$\begin{aligned}
Y'_{0c} &= R_{1pc}W'_{1pc} + R_{2pc}W'_{2pc} + R_{3pc}W'_{3pc} + R_{4pc}W'_{4pc} + R_{5pc}W'_{5pc} + R_{6pc}W'_{6pc}; \\
Y_0 &= \text{pureline}Y'_{0c},
\end{aligned}$$

(3.2.2)

где

$X_1 = X_0Z^{-1}$ - входной сигнал нейронной сети, задержанный на 1 такт;

$Y_1 = Y_0Z^{-1}$ - выходной сигнал нейронной сети, задержанный на 1 такт;

$Y_2 = Y_0Z^{-2}$ - выходной сигнал нейронной сети, задержанный на 2 такта;

Y_0 - выходной сигнал нейронной сети; Y_1 - входной сигнал нейронной сети, задержанный на один, такт;

$E_{1pc} \dots E_{6pc}$ - выходные сигналы первого слоя нейронов; $W_{1pc} \dots W_{6pc}$ - веса первого слоя нейронов; $R_{1pc} \dots R_{6pc}$ - сигналы на выходе блоков активации первого слоя

нейронов; Y'_0 - сигнал на выходе второго слоя нейронов; $W'_{1pc} \dots W'_{6pc}$ - веса

второго слоя нейронов; *pureline*-функция активации.

Двухконтурная нейроадаптивная система управления для ЦСП представлена на рисунке 3.2.4. Параметры ЦСП сравниваются с желаемой характеристикой скоростного контура. В результате сравнения получают данные для обучения 2 нейрорегулятора скоростного контура.

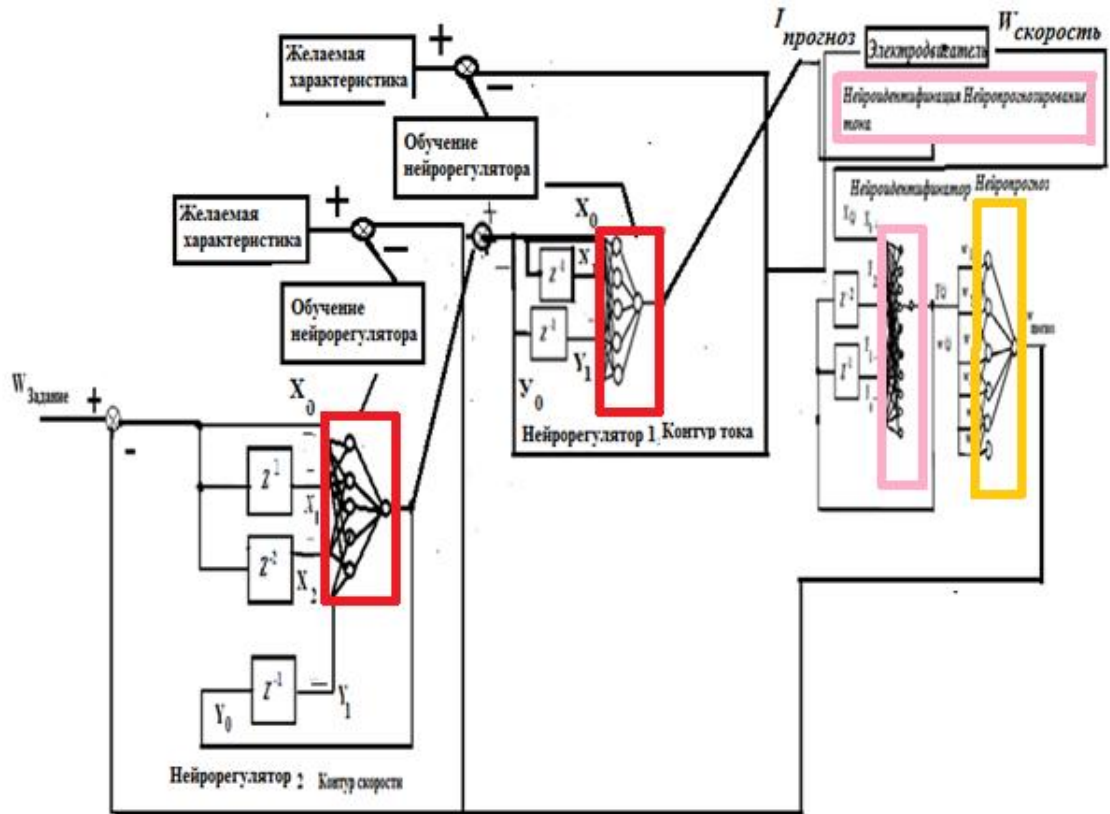


Рисунок 3.2.4 – Двухконтурная адаптивная система подчиненно-нейронного регулирования АТОННХ ЦСП

На рисунке 3.2.5 представлены переходные процессы работы ЦСП, которые были смоделированы в среде МАТЛАБ.

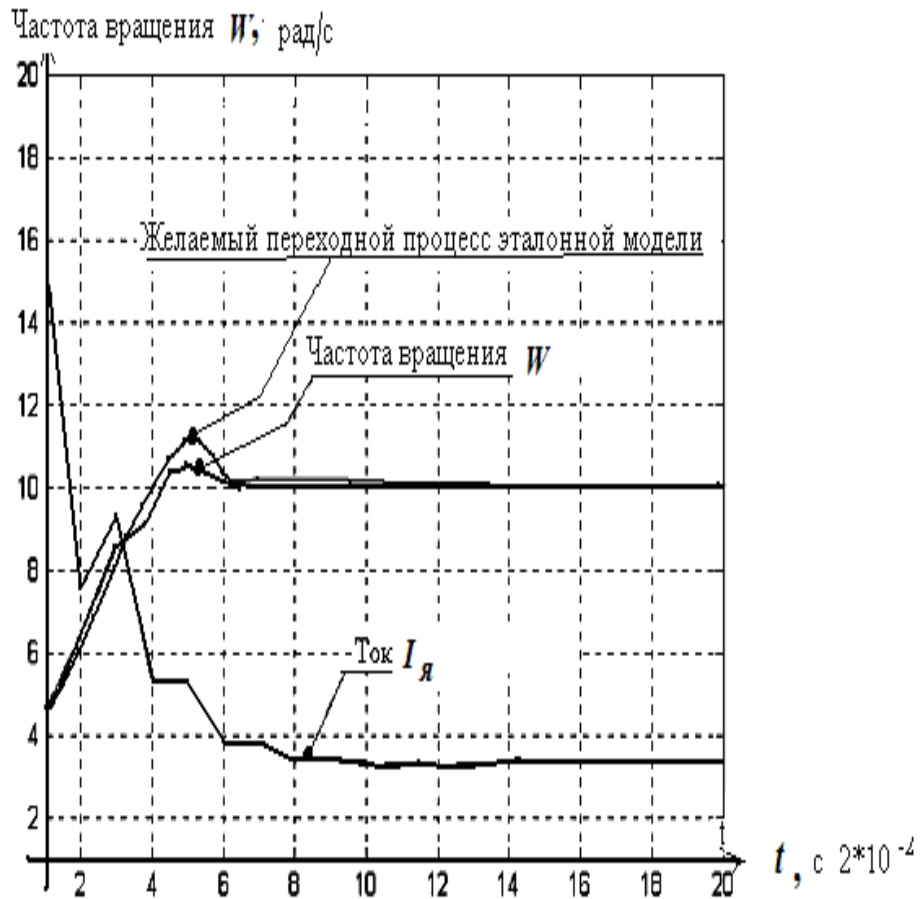


Рисунок 3.2.5 – Переходные процессы работы ЦСП, смоделированные в среде МАТЛАБ

По переходным процессам работы ЦСП с нейрорегуляторами (рисунок 3.2.5) можно сделать заключение, что система управления в двухконтурном электроприводе, работающая по принципам подчиненно-нейронного регулирования, может обеспечивать желаемые статические и динамические характеристики.

3.3. Разработка метода синтеза адаптивного нейрорегулятора на базе нейронных сетей FRNN, ANFIS

АТОННХ работают в самых различных режимах. Это работа в длительном режиме, в повторно-кратковременном режиме, как с постоянной, так и с переменной нагрузкой. Параметры и характеристики АТОННХ в этих режимах могут меняться. Если игнорировать изменения параметров и характеристик, то можно получить проблемы ухудшения работы АТОННХ, в ряде случаев потери устойчивости (рисунок 3.3.1). Поэтому для исключения этих проблем необходимо разрабатывать адаптивные нейрорегуляторы с нечеткой логикой [9], [10], [14], [15].

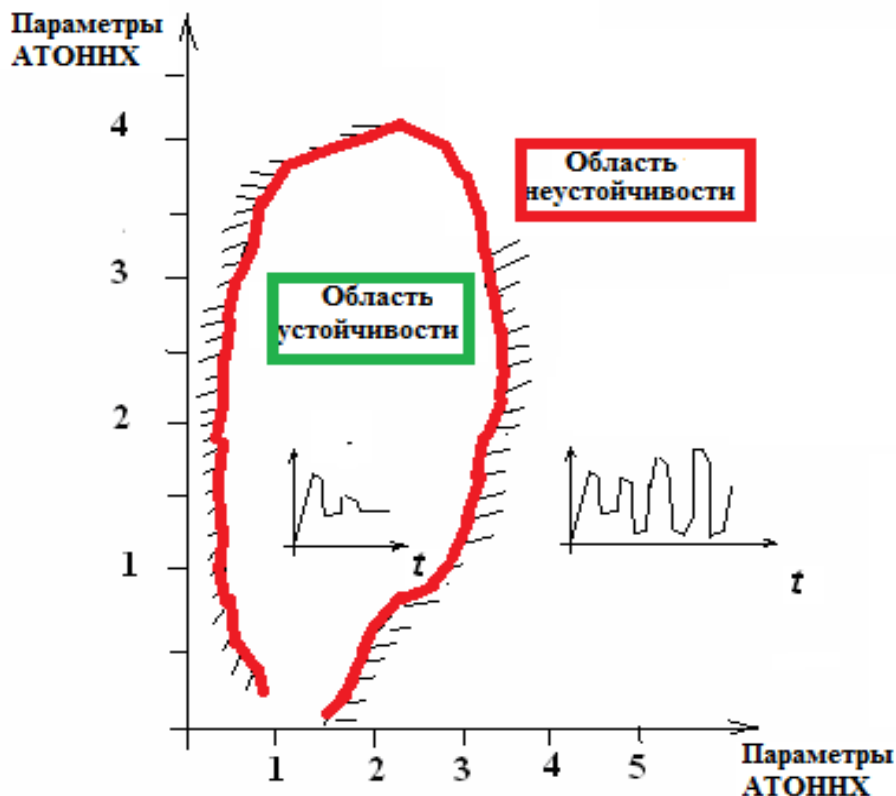


Рисунок 3.3.1. – Области с устойчивой и неустойчивой работой АТОННХ в зависимости от изменения параметров

На рисунке 3.3.2 представлена блок-схема этапов синтеза регуляторов для АТОННХ на базе нейронной сети ANFIS.

Этапы синтеза

Нейроидентифицируются и определяются параметры, влияющие на статические и динамические характеристики АТОННХ (используется нейронная сеть FFNN).

Формируется нейронная сеть ANFIS, на входе которой эти параметры, а на выходе параметры регулятора, обеспечивающего желаемые статические и динамические характеристики АТОННХ.

Моделирование ANFIS. сети в среде МАТЛАБ для определения параметров нейрорегулятора.

Обучение нейрорегулятора FRNN.

Моделирование и вычисление статических и динамических характеристик АТОННХ с нейронными сетями FRNN, ANFIS.

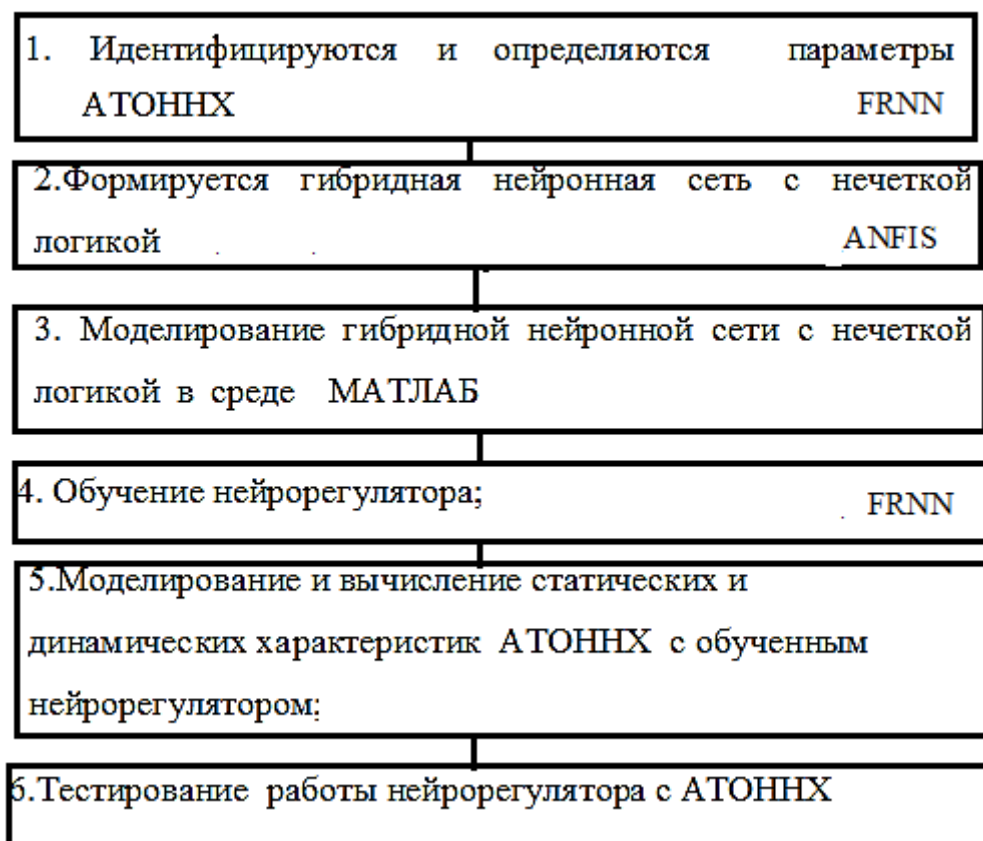


Рисунок 3.3.2– Блок-схема этапов синтеза

На рисунке 3.3.3.представлена функциональная схема синтеза нейронными сетями FRNN, ANFIS, для АТОННХ.

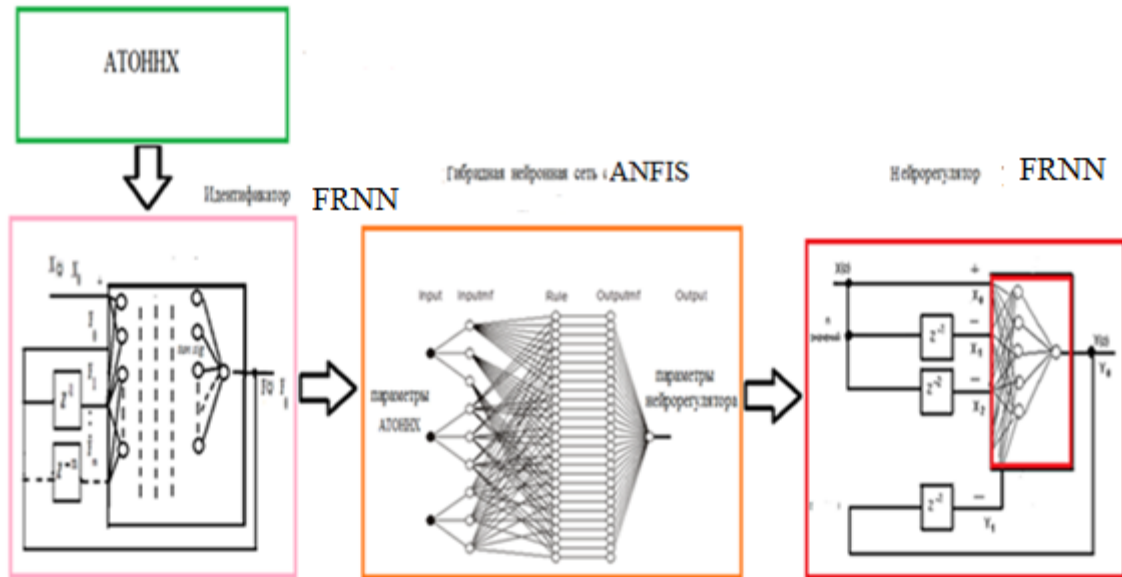


Рисунок 3.3.3– Функциональная схема синтеза нейронными сетями FFNN,ANFIS для АТОННХ

Реализация метода синтеза нейрорегулятора с нечеткой логики на базе нейронных сетей для АТОННХ использует системы уравнений:

Нейронной сети нейроидентификатора FRNN:

:

$$Y_1 = X_0 Z^{-1}, \dots, Y_n = Y_0 Z^{-n}$$

$$E_1 = X_0 W_{11} + Y_0 W_{12} + Y_1 W_{13} + Y_2 W_{14} + Y_3 W_{15} + Y_4 W_{16} + Y_5 W_{17} + B_1;$$

$$E_2 = X_0 W_{21} + Y_0 W_{22} + Y_1 W_{23} + Y_2 W_{24} + Y_3 W_{25} + Y_4 W_{26} + Y_5 W_{27} + B_2;$$

$$E_3 = X_0 W_{31} + Y_0 W_{32} + Y_1 W_{33} + Y_2 W_{34} + Y_3 W_{35} + Y_4 W_{36} + Y_5 W_{37} + B_3;$$

$$E_4 = X_0 W_{41} + Y_0 W_{42} + Y_1 W_{43} + Y_2 W_{44} + Y_3 W_{45} + Y_4 W_{46} + Y_5 W_{47} + B_4;$$

$$E_5 = X_0 W_{51} + Y_0 W_{52} + Y_1 W_{53} + Y_2 W_{54} + Y_3 W_{55} + Y_4 W_{56} + Y_5 W_{57} + B_5;$$

$$E_6 = X_0 W_{61} + Y_0 W_{62} + Y_1 W_{63} + Y_2 W_{64} + Y_3 W_{65} + Y_4 W_{66} + Y_5 W_{67} + B_6;$$

$$E_7 = X_0 W_{71} + Y_0 W_{72} + Y_1 W_{73} + Y_2 W_{74} + Y_3 W_{75} + Y_4 W_{76} + Y_5 W_{77} + B_7;$$

$$E_8 = X_0 W_{81} + Y_0 W_{82} + Y_1 W_{83} + Y_2 W_{84} + Y_3 W_{85} + Y_4 W_{86} + Y_5 W_{87} + B_8;$$

$$E_9 = X_0 W_{91} + Y_0 W_{92} + Y_1 W_{93} + Y_2 W_{94} + Y_3 W_{95} + Y_4 W_{96} + Y_5 W_{97} + B_9;$$

$$E_{10} = X_0 W_{101} + Y_0 W_{102} + Y_1 W_{103} + Y_2 W_{104} + Y_3 W_{105} + Y_4 W_{106} + Y_5 W_{107} + B_{10};$$

$$E_n = X_0 W_{151} + Y_0 W_{152} + Y_1 W_{153} + Y_2 W_{154} + Y_3 W_{155} + Y_4 W_{156} + Y_5 W_{157} + B_{1n};$$

$$R_1 = \tan \operatorname{sig}(E_1);$$

$$R_2 = \tan \operatorname{sig}(E_2);$$

$$R_3 = \tan \operatorname{sig}(E_3);$$

$$R_4 = \tan \operatorname{sig}(E_4);$$

$$R_5 = \tan \operatorname{sig}(E_5);$$

$$R_6 = \tan \operatorname{sig}(E_6);$$

$$R_7 = \tan \operatorname{sig}(E_7);$$

$$R_8 = \tan \operatorname{sig}(E_8);$$

$$R_9 = \tan \operatorname{sig}(E_9);$$

$$R_n = \tan \operatorname{sig}(E_n);$$

$$Y_0' = R_1 W_1' + \dots + W_{n5}' R_n,$$

где Y_0 - выходной сигнал нейронной сети; Y_1, \dots, Y_n - входные сигналы

нейронной сети, задержанные на один, два тактов;

$E_1 \dots E_n$ - выходные сигналы первого слоя нейронов; $W_{11} \dots W_{15n}$ - веса первого слоя

нейронов; $B_1 \dots B_n$ - смещения первого слоя нейронов; $R_1 \dots R_n$ - сигналы на

выходе блоков активации первого слоя нейронов; Y_0' - сигнал на выходе

второго слоя нейронов; $W_1' \dots W_{1n}'$ - веса второго слоя нейронов; B_{1m}' - смещение

второго слоя нейронов; $\tan \operatorname{sig}$ - функция активации, имеющая

тангенциальную форму;

Нейронной сети ANFIS:

$$net_i^1 = x_i^1;$$

$$y_i^1 = f_i^1(net_i^1) = net_i^1;$$

$$i = 1, 2$$

$$net_u^2 = \frac{(x_i^2 - m_u)^2}{(\sigma_u)^2};$$

$$y_u^2 = f_u^2(net_u^2) = \exp(-net_u^2);$$

$$j = 1, \dots, n$$

$$net_{ki}^3 = \prod_{k=1}^n x_k^3;$$

$$y_i^3 = f_k^3(net_k^3) = net_k^3;$$

$$k = 1, \dots, l$$

$$net_0^4 = \sum \omega_{ko}^4 x_k^4;$$

$$y_i^4 = f_k^4(net_k^4) = net_k^4;$$

$$x_i = P_i(n);$$

$$y_i^4 = P_i(n+1),$$

где x_i^1 - первый сетевой ввод; y_i^1 - первый сетевой вывод;

x_i^2 - второй сетевой ввод; y_u^2 - второй сетевой вывод; m_{ij} и σ_{ij} соответственно, среднее и стандартное отклонение функции; x_u^3 - третий сетевой ввод; y_i^3 - третий сетевой вывод; x_i^4 - четвертый сетевой ввод; y_i^4 - четвертый сетевой вывод; n - общее количество лингвистических переменных относительно входных узлов;

Выводы

1. Проведено проектирование структурных схем и алгоритмов адаптивных нейрорегуляторов на базе нейронных сетей FRNN.

2. Разработан метод синтеза адаптивного подчиненно-нейронного регулирования

3. Разработан метод синтеза адаптивного нейрорегулятора на базе нейронных сетей FFNN, ANFIS.

Методы синтеза нейрорегуляторов с подчиненно - нейронным управлением позволяют нейрорегуляторам оперативно самообучаться, перестраивать свои структуры, варьировать коэффициенты при изменении нелинейных параметров АТОННХ. При правильном сочетании с адаптивными системами на базе искусственного интеллекта могут позволить решить проблему достижения необходимых статических и динамических характеристик работы АТОННХ.

ГЛАВА 4. Методы анализа оперативности синтеза, устойчивости и точности НСУ

4.1. Анализ влияния на устойчивость НСУ числа слоев и числа нейронов

При включении нейронных сетей в замкнутые контуры управления АТОННХ появилась проблема анализа устойчивости. Проблема устойчивости ставила в тупик первых исследователей. Сложно было предсказать, какие нейронные сети, состоящие из набора нейронов, связанных между собой перекрестными обратными связями с нелинейными функциями активации, будут устойчивы [20,81,106,145]. Нейроны могут объединяться в сети различными способами, число слоев может быть неограниченным, определение которых представляет собой серьезную математическую проблему, основанную на использовании свойств аппроксимируемой функции.

При расчете весов и смещений каждого слоя нейронов требуется время. Чем больше слоев и нейронов, тем более длительным становится период квантования по времени T . При этом, в зависимости от периода квантования, частотные характеристики нейронных сетей оказывают решающее влияние на устойчивость и показатели качества процессов управления

Выполнение программ нейруправления в реальном масштабе времени приводит к возникновению временной задержки, что эквивалентно появлению сомножителя e^{-Tp} в математических моделях АТОННХ.

Проведем анализ влияния на устойчивость замкнутых систем нейруправления числа слоев нейронных сетей. В качестве конкретного примера для анализа устойчивости системы управления АТОННХ выберем ЦСП, функциональная схема которого с многослойным нейрорегулятором

$NET(D_{kv}(z, m_{число\ слоев}))$ в контуре стабилизации скорости вращения электродвигателя изображена на рисунке 4.1.1.

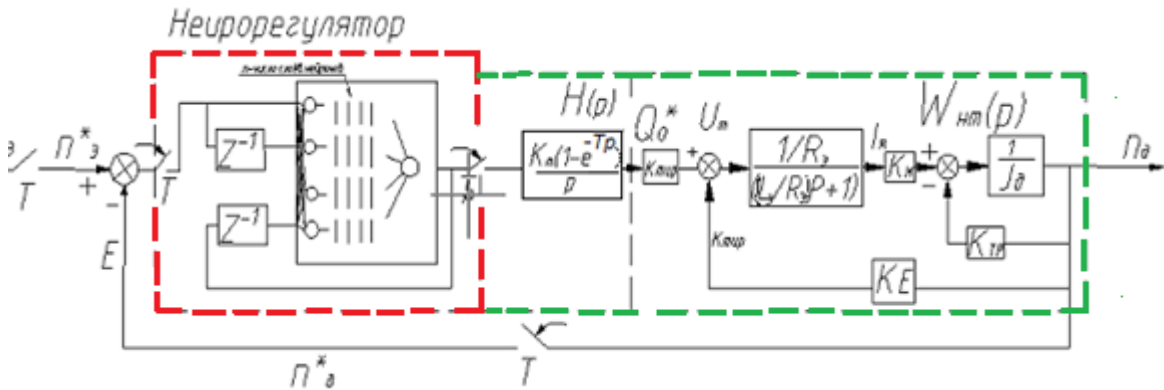


Рисунок 4.1.1– Структурная схема АТОННХ ЦСП с многослойным нейрорегулятором в контуре стабилизации скорости вращения электродвигателя

Работа ЦСП с многослойным нейрорегулятором в контуре стабилизации скорости вращения электродвигателя описывается системой уравнений:

$$X_1 = X_0 Z^{-1},$$

-входной сигнал нейрорегулятора, задержанный на 1 такт;

$$Y_1 = Y_0 Z^{-1},$$

-выходной сигнал нейрорегулятора, задержанный на 1 такт;

$$\left. \begin{aligned} E_1^* &= X_0 W_{11}^* + X_1 W_{12}^* + Y_1 W_{13}^* + B_1^*, \\ E_2^* &= X_0 W_{21}^* + X_1 W_{22}^* + Y_1 W_{23}^* + B_2^*, \\ &\dots\dots\dots \\ E_5^* &= X_0 W_{51}^* + X_1 W_{52}^* + Y_1 W_{53}^* + B_5^*, \\ R_1^* &= \text{pureline}(E_1^*), \\ &\dots\dots\dots \\ R_5^* &= \text{pureline}(E_5^*), \end{aligned} \right\}$$

-уравнения 1-го выходного слоя нейронов:

уравнения механической части электродвигателя:

$$J_{\partial} n_{\partial} p + M_{тр} = M_{\partial в},$$

$$M_{тр} = K_{тр} * n_{\partial},$$

$$M_{\partial в} = K_M * i_{я},$$

$$E_{нр} = K_E * n_{\partial},$$

(4.1.1)

где n_{∂} -заданная скорость вращения электродвигателя;

ε_v -ошибка регулирования в скоростном контуре электропривода;

$NET(D)$ -передаточная функция многослойного нейрорегулятора;

θ_0 , -сигнал на выходе нейрорегулятора;

$H(p)$ -передаточная функция формирующего элемента;

U_T -напряжение на выходе силового преобразователя;

$i_{я}$ -ток якоря в цепи электродвигателя;

$E_{нр}$ - ЭДС электродвигателя;

$M_{тр}$ -момент трения;

$M_{\partial в}$ -вращающий момент.

В качестве примера возьмём данные электродвигателя серии 2П ($P=0.6$ кВт,

$U_m=110$ В, $i_{я}=7$ А)

$L_{\partial} = 3.1 * 10^{-2}$ Гн – эквивалентная суммарная индуктивность якорной цепи;

$R_{\partial} = 3.5$ Ом – эквивалентное сопротивление якорной цепи;

$K_E = 8 * 10^{-1}$ В*с/рад – коэффициент ЭДС;

$K_M = 9 * 10^{-1}$ Н*м/А – коэффициент момента;

$K_{тр} = 1.1$ В*с/рад - коэффициент передачи силового преобразователя;

$J_{\partial} = 8 * 10^{-2}$ кг*м² - суммарный момент инерции электродвигателя,

приведённый к валу;

$K_{тр} = 1.43 * 10^{-3}$ кг*м²/с - коэффициент вязкого трения на валу

электродвигателя.

Ключи на структурной схеме (рисунок 4.1.1) иллюстрируют дискретность по времени. Последовательное соединение формирующего элемента, непрерывной части силового преобразователя и электродвигателя образует так называемую, приведённую непрерывную часть электропривода, передаточная функция которой имеет вид:

$$W_{HT}(p) = \frac{K_1}{Ap^2 + Bp + C}, \quad (4.1.2)$$

где $K_1 = K_M * K_{мп} = 8.8 * 10^{-1}$ (кг*м²*Ом)/(с/рад);

$A = L_3 J = 2.5 * 10^{-3}$ Ом*с*кг*м²;

$B = JR_3 + K_{мп}L_3 = 2.8 * 10^{-1}$ кг*м²*Ом;

$C = K_{мп}R_3 + K_E K_M = 6.4 * 10^{-1}$ (Ом*кг*м²)/(рад/с);

Подставляя K_1, A, B, C в (4.1.2) получим:

$$W_{HT}(p) = \frac{K_1}{T_{01}p^2 + 2\xi_{01}T_{01}p + C}, \quad (4.1.3)$$

где

$$T_{01} = \sqrt{\frac{A}{C}}; \quad \xi_{01} = \frac{B}{2C} \sqrt{\frac{C}{A}};$$

С помощью Z- преобразования Лапласа находим передаточную функцию электропривода в разомкнутом режиме:

$$W_{HT}(p) = NET(D_{kv}(z, m_{число\ слов})) Z\{H(p)W_{HT}(p)\}. \quad (4.1.4)$$

Для нахождения передаточной функции $W_H(Z)$ в ω – преобразованном виде произведем подстановку:

$$z = \frac{1 + \frac{T}{2}\omega}{1 - \frac{T}{2}\omega}. \quad (4.1.5)$$

Цифровой сигнал ошибки $e_v[nT]$ вычисляется в нейрорегуляторе.

С выхода нейрорегулятора решетчатый цифровой сигнал $\Theta_0[nT]$ поступает на выход идеального импульсного элемента и превращается в сигнал:

$$\theta_0^*[nT] = \theta(t)\delta(t - nT) = \theta(t)\sigma_T(t), \quad (4.1.6)$$

где $n=0,1,2,\dots$; $\sigma_T(t)$, δ -функция.

Далее сигнал $\theta_0^*[nT]$ поступает на формирующий элемент, представляющий собой экстраполятор нулевого порядка с передаточной функцией:

$$H(p) = K_{ум} \frac{1 - e^{-pT}}{p}, \quad (4.1.7)$$

где $K_{ум}=1$ – коэффициент усиления импульсного элемента.

Для различного числа слоев нейронов нейрорегулятора, используя параметры электропривода, получим следующие передаточные функции:

$$W_{H1}(\omega, 0) = 1.5 \cdot 10^2 \frac{1 + 4 \cdot 10^{-2} \omega}{\omega} \cdot 8.8 \cdot 10^{-1} \frac{[1 + 2 \cdot 3.5 \cdot 10^{-3} \omega - (3.5 \cdot 10^{-3})^2 \omega^2]}{[1 + 2 \cdot 1.4 \cdot 10^{-2} \omega + (1.4 \cdot 10^{-2})^2 \omega^2]},$$

-для четырехслойного нейрорегулятора ($m=4$);

$$W_{H1}(\omega, 0) = 7.5 \cdot 10^1 \frac{1 + 7 \cdot 10^{-2} \omega}{\omega} \cdot 8.8 \cdot 10^{-1} \frac{[1 + 2 \cdot 0.7 \cdot 10^{-3} \omega - (7 \cdot 10^{-3})^2 \omega^2]}{[1 + 2 \cdot 2.7 \cdot 10^{-2} \omega + (2.7 \cdot 10^{-2})^2 \omega^2]}$$

-для трехслойного нейрорегулятора ($m=3$);

$$W_{H3}(\omega, 0) = 3.8 \cdot 10^1 \frac{1 + 10^{-3} \omega}{\omega} \cdot 8.8 \cdot 10^{-1} \frac{[1 + 2 \cdot 10^{-2} \omega - (10^{-2})^2 \omega^2]}{[1 + 2 \cdot 3.5 \cdot 10^{-2} \omega + (3.5 \cdot 10^{-2})^2 \omega^2]}$$

-для двухслойного нейрорегулятора ($m=2$).

Совместное решение нейроуравнений с дифференциальными представляет большие сложности. Поэтому для определения влияния нейронных сетей на динамику АТОННХ ЦСП использовалось моделирование в среде МАТЛАБ.

На рисунках 4.1.2, 4.1.3, 4.1.4 представлены решётчатые функции скорости вращения электродвигателя $n_d[nT]$ при ступенчатом воздействии $n_3[nT]$, показаны переходные процессы работы ЦСП с различным числом слоев нейрорегулятора.

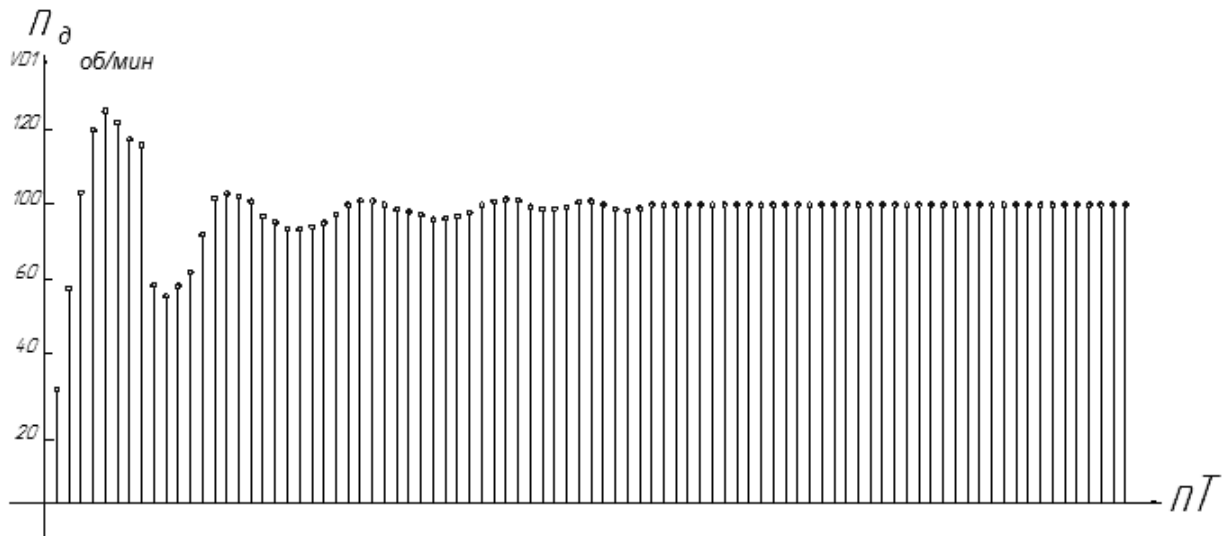


Рисунок 4.1.2– Двухслойный нейрорегулятор

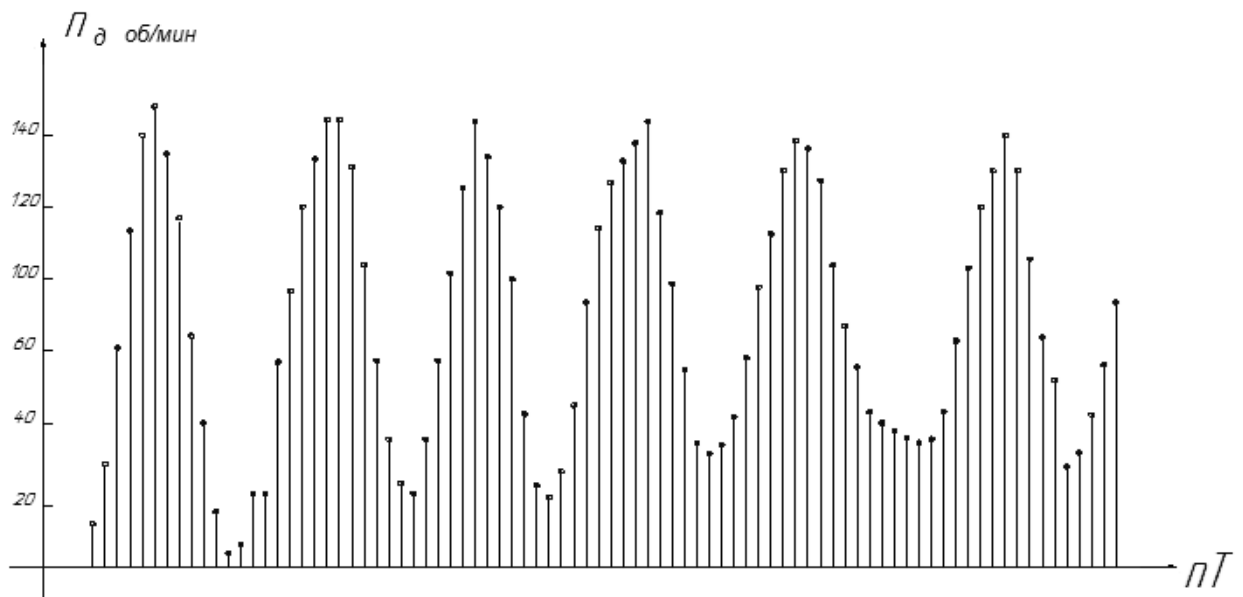


Рисунок 4.1.3– Трехслойный нейрорегулятор

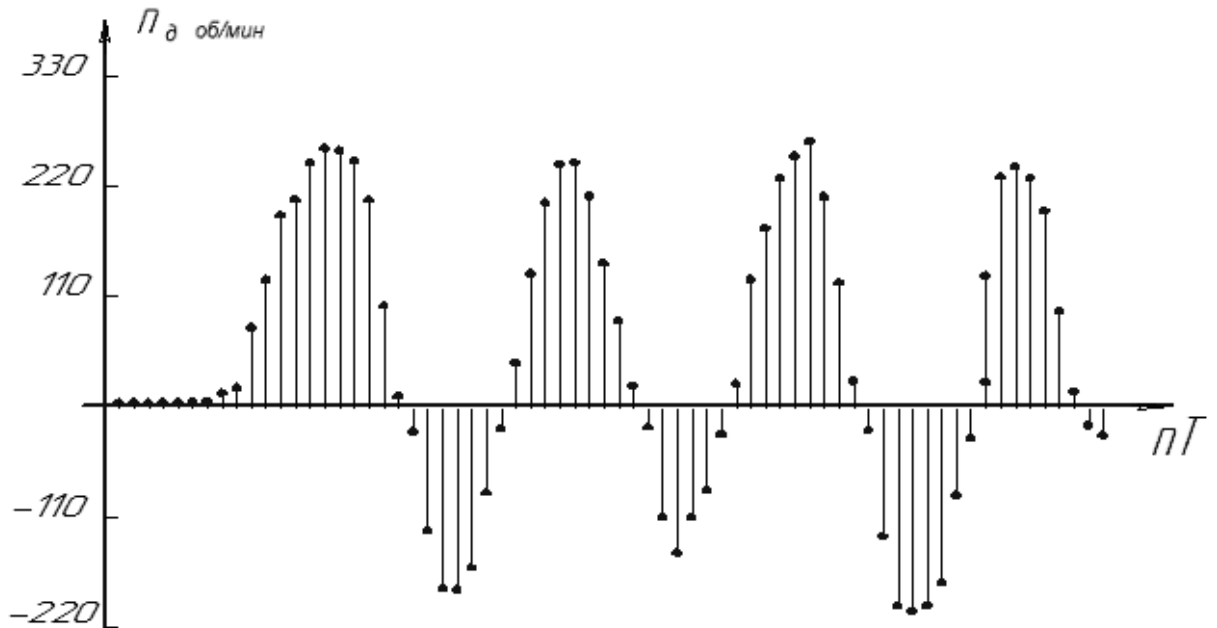


Рисунок 4.1.4– Четырехслойный нейрорегулятор

Анализируя рисунки 4.1.2, 4.1.3, 4.1.4 можно сделать заключение, что увеличение числа слоев нейронов в нейрорегуляторе приводит к ухудшению устойчивости работы ЦСП. Поэтому для того, чтобы нейронная сеть оказывала минимальное влияние на динамические характеристики технических объектов, рекомендуется использовать в нейрорегуляторах для замкнутых контуров управления минимальное число слоев.

При разработке нейрорегуляторов оптимально использовать двухслойные нейронные сети. Оценим зависимость динамической точности от задающего и возмущающего воздействий. Зная зависимости выходных сигналов элементов нейронной сети, мы можем упрощать и заменять ее более простыми структурами с меньшим количеством нейронов, чтобы в итоге динамическая ошибка не превышала заданную. От числа нейронов напрямую зависит точность работы электропривода, однако чем больше нейронов, тем больше времени требуется на обучение нейронной сети. Увеличение времени обучения с расчетом весов и смещений нейронов может отрицательно сказаться на динамической точности и быстродействии работы ЦСП.

$$\varepsilon_v(nT) = n_3(nT) - n_o(nT). \quad (4.1.9)$$

Применив z -преобразование к уравнению (4.9), получим уравнение ошибки в изображениях:

$$\varepsilon_v(z) = n_3(z) - n_o(z). \quad (4.1.10)$$

Из структурной схемы (рис. 4.1.1) следует:

$$n_o(z) = \varepsilon_v(z) NET(D_{kv}(z)) z\{H(p)W_n(p)\}. \quad (4.1.11)$$

Подставив (4.1.12) в (4.1.13), получим уравнение относительно изображения ошибки:

$$\varepsilon_v(z) = \frac{1}{1 + NET(D_{kv}(z)) z\{H(p)W_n(p)\}}. \quad (4.1.12)$$

Если на вход ЦСП подано ступенчатое воздействие

$n_3(t) = 1(t)$, z -изображение которой:

$$n_3(z) = z/(z - 1), \quad (4.1.13)$$

то подставляя (4.15) в (4.14), получим:

$$\varepsilon_v(z) = \frac{1}{1 + NET(D_{kv}(z)) z\{H(p)W_n(p)\}} \left[\frac{z}{z-1} \right]. \quad (4.1.14)$$

Установившуюся ошибку электропривода можно вычислить по теореме о конечном значении дискретной функции:

$$\varepsilon_v(n) = \lim_{z \rightarrow 1} \left(\frac{z-1}{z} \right) \frac{n_3(z)}{1 + NET(D_{kv}(z)) \left(\frac{NET(D_{kv}(z)) z\{H(p)W_n(p)\}}{1 + NET(D_{kv}(z)) z\{H(p)W_n(p)\}} \right)}. \quad (4.1.15)$$

При моделировании в среде МАТЛАБ получаем переходные процессы решетчатой функции $\varepsilon_V[nT]$ в зависимости от числа нейронов в нейрорегуляторе ЦСП $NET(D_{kv}(z))$ (рисунки 4.1.5, 4.1.6, 4.1.17).

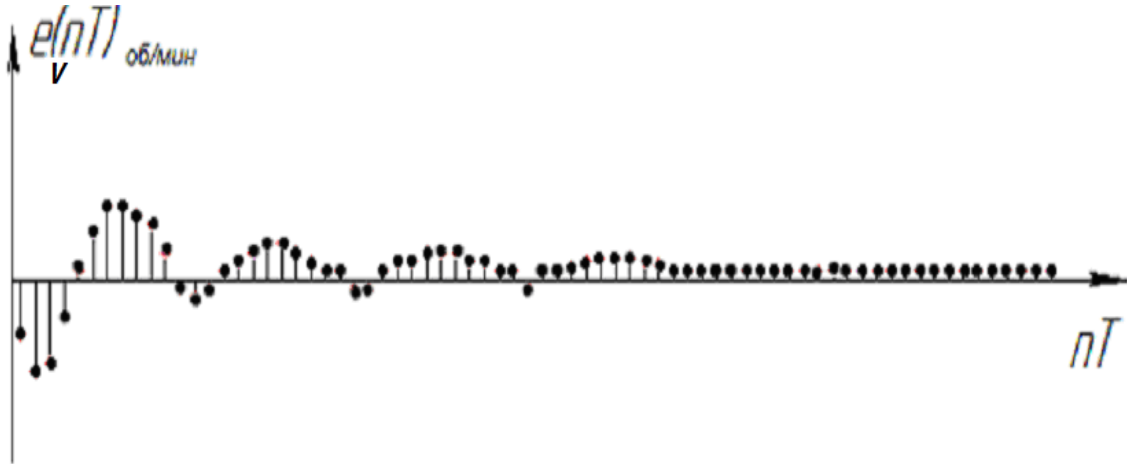


Рисунок 4.1.5– Переходной процесс динамической ошибки регулирования ЦСП при 5 нейронах в нейрорегуляторе $NET(D_{kv}(z))$

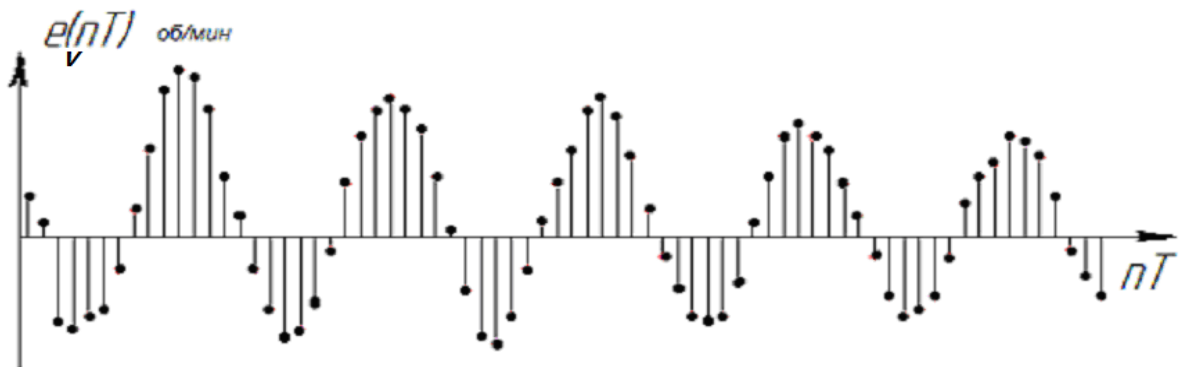


Рисунок 4.1.6– Переходный процесс динамической ошибки регулирования ЦСП при 10 нейронах в нейрорегуляторе $NET(D_{kv}(z))$

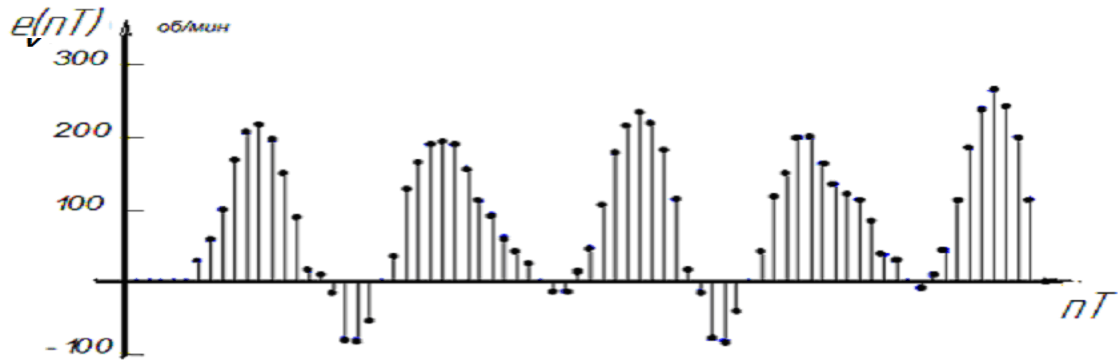


Рисунок 4.1.7– Переходный процесс динамической ошибки регулирования электропривода при 15 нейронах в нейрорегуляторе $NET(D_{kv}(z))$

Из приведенных выше переходных процессов динамической ошибки регулирования можно сделать вывод, что увеличение числа нейронов в нейрорегуляторе отрицательно сказывается на динамических характеристиках электропривода, вызывая нежелательные колебания частоты вращения вала электродвигателя. То есть, при разработке нейрорегуляторов для ЦСП необходимо стремиться к минимуму числа нейронов.

Проведем анализ точности работы ЦСП при внешнем возмущающем воздействии с пятью нейронами в нейрорегуляторе $NET(D_{kv}(z))$. На рисунке 4.1.8 представлена структурная схема нейрорегулирования ЦСП относительно внешнего возмущающего момента $M_{вн}$.

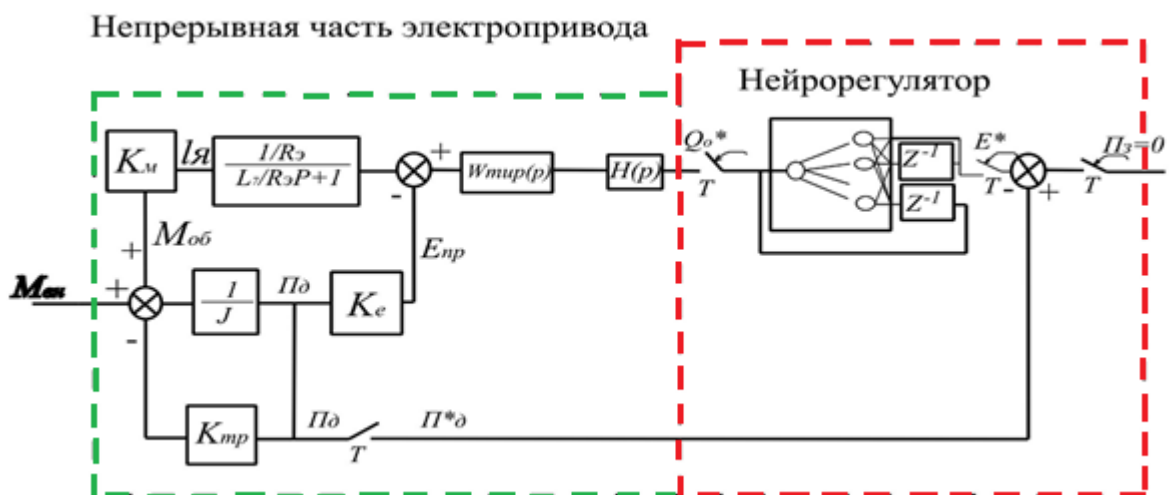


Рисунок 4.1.8 – Структурная схема нейрорегулирования ЦСП относительно внешнего возмущающего момента $M_{вн}$

Составляющая ошибки, обусловленная возмущающим моментом $M_{вн}$ может быть получена из системы уравнений (4.1.1) при $n_3=0$.

$$-n_{\delta}^* (NET(D_{kv}(z)+1)=\mathcal{G}^*, \quad \mathcal{G}^* H(z) K_{тип} = U_{тип}, \quad (4.1.16)$$

$$-M_{вн} (b_1 p + b_2) + n_{\delta} (a_1 p^2 + a_2 p + a_3) = U_{тип}, \quad (4.1.17)$$

где

$$b_1 = \frac{L_{\delta}}{K_M}; \quad b_2 = \frac{R_{\delta}}{K_M}; \quad a_1 = \frac{L_{\delta} J_{\delta}}{K_M}; \quad a_2 = \left(\frac{K_{тип} J_{\delta}}{K_M} + \frac{R_{\delta} J_{\delta}}{K_M} \right); \quad a_3 = \left(\frac{R_{\delta} K_{тип}}{K_M} + K_E \right).$$

Применим к полученным выражениям z - преобразование, при допущении, что $M_{вн}$ действует только в дискретные моменты времени, и учитывая также n_{δ} для момента времени nT , получим:

$$\frac{n_{\delta}(z)}{M_{вн}(z)} = \frac{z(b_1 + b_3)}{[NET(D(z)+1]z\{H(p)W_{тип}(p)\} + z\{a_1 p^2 + a_2 p + a_3\}} \cdot \quad (4.1.18)$$

Применяя теорему о конечном значении дискретной функции при наличии возмущающего момента постоянной величины $M_{вн}(t)=M_0(t)$, получим:

$$n_{\delta}(nt)_{n \rightarrow \infty} = \lim_{z \rightarrow 1} \left(\frac{z(b_1 + b_3)}{[NET(D(z)+1]z\{H(p)W_{тип}(p)\} + z\{a_1 p^2 + a_2 p + a_3\}} \right). \quad (4.1.19)$$

По выражению (4.1.19) при заданном возмущающем воздействии $M_{вн}$ можно определить моментную составляющую ошибки. На рисунке 4.1.1.9

представлены переходной процесс реакции скорости вращения ЦСП при ступенчатом действии внешнего возмущающего воздействия $M_{вн}$ с нейрорегулятором из 5 нейронов. На рисунке 4.1.10 представлен переходной процесс моментной ошибки электропривода при ступенчатом действии внешнего возмущающего воздействия $M_{вн}$ с тем же нейрорегулятором.

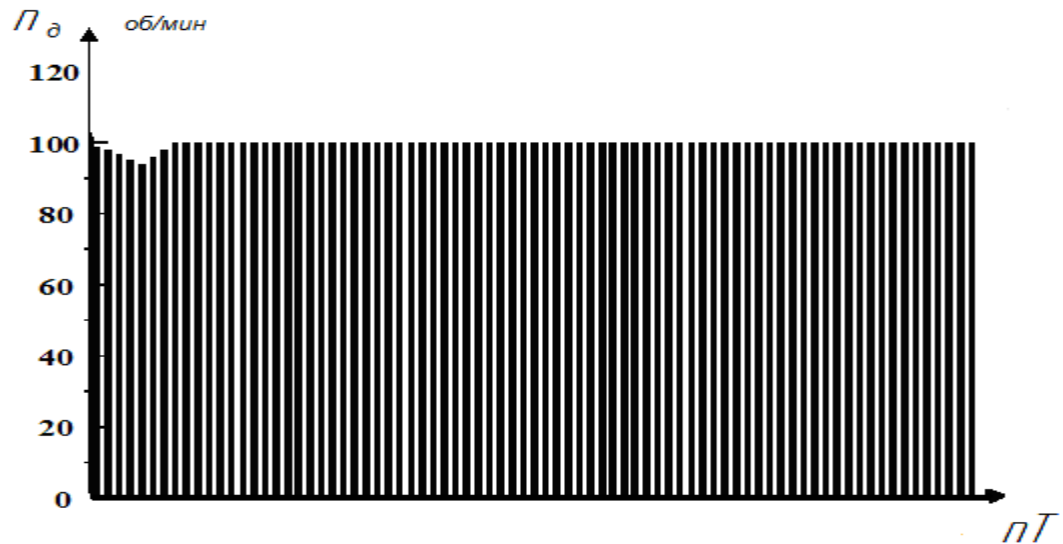


Рисунок 4.1.9– Переходной процесс скорости вращения ЦСП при внешнем возмущающем моменте $M_{вн}$ с нейрорегулятором из 5 нейронов

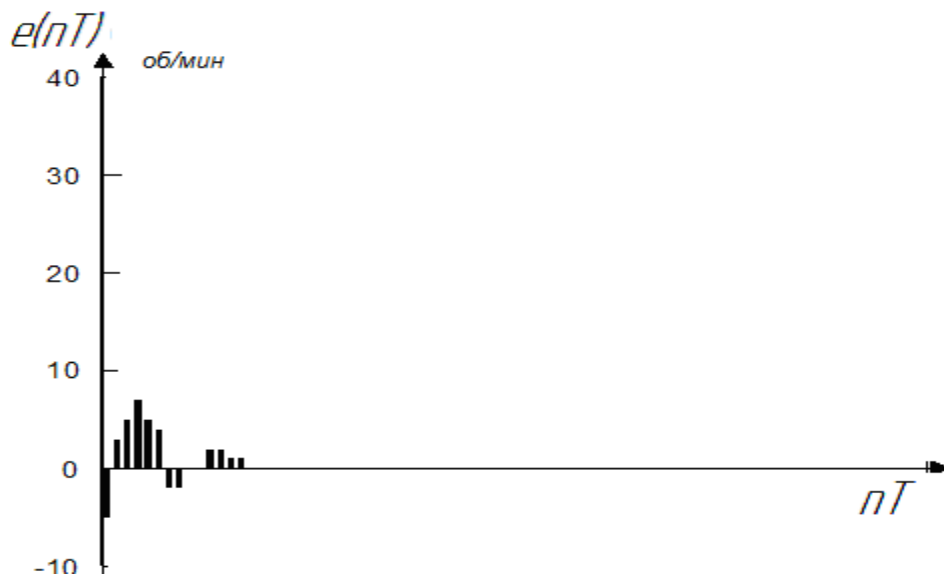


Рисунок 4.1.10– Переходной процесс моментной ошибки электропривода при внешнем возмущающем моменте $M_{вн}$ с нейрорегулятором из 10 нейронов.

4.2. Влияние на устойчивость НСУ нелинейных функций активации

Нейронные сети по своей природе имеют нелинейную структуру. Сигналы от нейронов проходят через функции активации $F(g)$, которые имеют самые разнообразные формы как линейные, так и нелинейные. Так как нейрорегуляторы на базе нейронных сетей включаются в контуры управления технологическими устройствами, то из-за наличия нелинейных функций активации возможно возникновение неустойчивых режимов и автоколебаний. Это может привести к потере работоспособности [20]. Поэтому, прежде чем вводить нейронные сети с нелинейными функциями активации в контуры управления, необходимо предварительно провести исследования устойчивости. Функция активации может быть линейной с насыщением, релейной (пороговой), релейной с зоной нечувствительности, квадратичной, сигмоидальной и.т.п. Параметры функций активации могут быть как фиксированными, так и настраиваемыми. Графики функций активации приведены на рисунке 4.2.1.

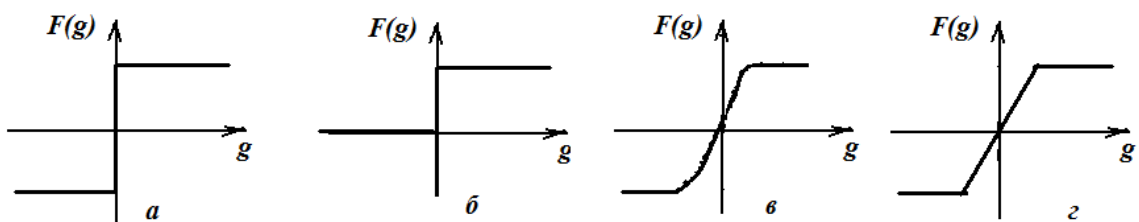


Рисунок 4.2.1– Графики функций активаций: а - пороговая симметричная; б - пороговая смещенная; в - сигмоидальная симметричная; г - линейная с насыщением

Вид функции активации во многом определяет вычислительные возможности нейронной сети. Основным недостатком модели с пороговым элементом - отсутствие достаточной гибкости при обучении и настройке

нейронной сети на заданную задачу. Если значение вычисляемого скалярного произведения даже незначительно не достигает заданного порога, то выходной сигнал не формируется, и нейрон «не срабатывает». Это значит, что теряется интенсивность выходного сигнала (аксона) данного нейрона и, следовательно, формируется невысокое значение уровня на взвешенных входах в следующем слое нейронов. Этому недостатка в большей степени лишена линейная (в общем случае кусочно-линейная) функция активации, реализация которой обеспечивает невысокую вычислительную сложность. Сигмоидальная функция является некоторым компромиссом между линейной и ступенчатой функцией и сохраняет достоинства обеих. По аналогии со ступенчатой функцией, она нелинейна, и это дает возможность выделять в поисковом пространстве исследуемых объектов области сложной формы, в том числе невыпуклые и несвязные. С другой стороны, в отличие от ступенчатой функции, она позволяет переходить от одного значения входного сигнала к другому без разрывов, как это происходит в линейной функции. Однако любую из преобразующих функций активации (возбуждения) необходимо рассматривать как приближенную. Учитывая сложность архитектуры нейронной сети и трудность настройки ее параметров на решение определенной задачи, необходимо переходить к более гибким произвольным нелинейным функциям. Для повышения эффективности работы нейронной сети разработан класс моделей нейронов, реализующих различные функции активации, которые можно подстраивать под соответствующие задачи.

Проведем исследование влияния нелинейных функций активации в нейрорегуляторе на устойчивость работы токового контура ЦСП (рисунок 4.2.2).

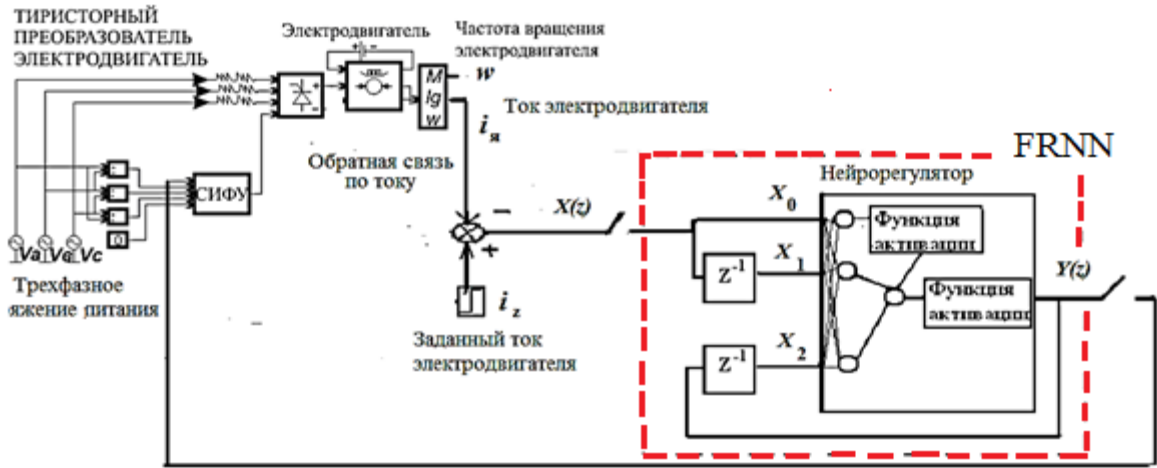


Рисунок 4.2.2– Токовый контур ЦСП с нейрорегулятором

Работа нейрорегулятора $NET(D_{kv}(z, F(g)))$ с разными функциями активации $F(s)$ описывается системой уравнений:

$$X_1 = X_0 Z^{-1},$$

-входной сигнал нейронной сети, задержанный на 1 такт;

$$Y_1 = Y_0 Z^{-1},$$

-выходной сигнал нейронной сети, задержанный на 1 такт;

$$\left. \begin{aligned} E_1^* &= X_0 W_{11}^* + X_1 W_{12}^* + \dots + Y_1 W_{1n}^* + B_1^*, \\ E_2^* &= X_0 W_{21}^* + X_1 W_{22}^* + \dots + Y_1 W_{2n}^* + B_2^*, \\ &\dots \\ E_m^* &= X_0 W_{m1}^* + X_1 W_{m2}^* + \dots + Y_1 W_{mn}^* + B_m^*, \\ R_1^* &= F(E_1^*), \\ &\dots \\ R_m^* &= F(E_m^*), \end{aligned} \right\}$$

-уравнения 1-го выходного слоя нейронов;

$$\left. \begin{aligned} Y_0' &= R_1^{***} W_1' + \dots + R_5^{***} W_5' + B_{,1}' \\ Y_0 &= F(Y_0'). \end{aligned} \right\}$$

-уравнения 2-го выходного слоя нейронов.

Работа токового контура ЦСП описывается уравнениями:

уравнение обмотки возбуждения:

$$u_B = L_B \frac{di_B}{dt} + r_B i_B;$$

уравнение обмотки якоря:

$$u_{\text{я}} = L_{\text{я}} \frac{di_{\text{я}}}{dt} + r_{\text{я}} i_{\text{я}} + e_{\text{я}};$$

уравнения моментов на валу электродвигателя:

$$J_{\text{д}} \frac{d\omega_m}{dt} = M - M_{\text{н}}, M = k_m i_{\text{я}} \Phi_B;$$

$$\Phi_B = k_{\phi} i_B,$$

$$e_{\text{я}} = k_g \omega_m \Phi_B,$$

уравнения силового преобразователя:

$$U_Z = U_m (1 + \cos(\alpha)),$$

(4.2.2)

где U_B – напряжение в обмотке возбуждения;

i_B – ток возбуждения;

r_B – активное сопротивление обмотки возбуждения;

L_B – индуктивность обмотки возбуждения;

Φ_B – магнитный поток обмотки возбуждения;

$U_{\text{я}}$ – напряжение на якоре;

$i_{\text{я}}$ – ток якоря;

$e_{\text{я}}$ – ЭДС якоря;

$r_{\text{я}}$ – активное сопротивление якоря;

$L_{\text{я}}$ – индуктивность якоря;

J_{∂} – момент инерции;

w – частота вращения электродвигателя;

M – вращающий момент электродвигателя;

M_H – момент нагрузки;

k_g – коэффициент ЭДС электродвигателя;

k_m – коэффициент момента электродвигателя;

U_m – амплитудное значение напряжения;

α – угол поджигания тиристоров.

При моделировании в среде МАТЛАБ работы токового контура ЦСП с нелинейными функциями активации в нейрорегуляторе $NET(D_{kv}(z, F(g)))$ были получены неустойчивые переходные процессы с автоколебаниями тока в якоре электродвигателя (рисунок 4.2.3), что позволяет сделать вывод об ограничении применения нелинейных функций активации в нейрорегуляторах.

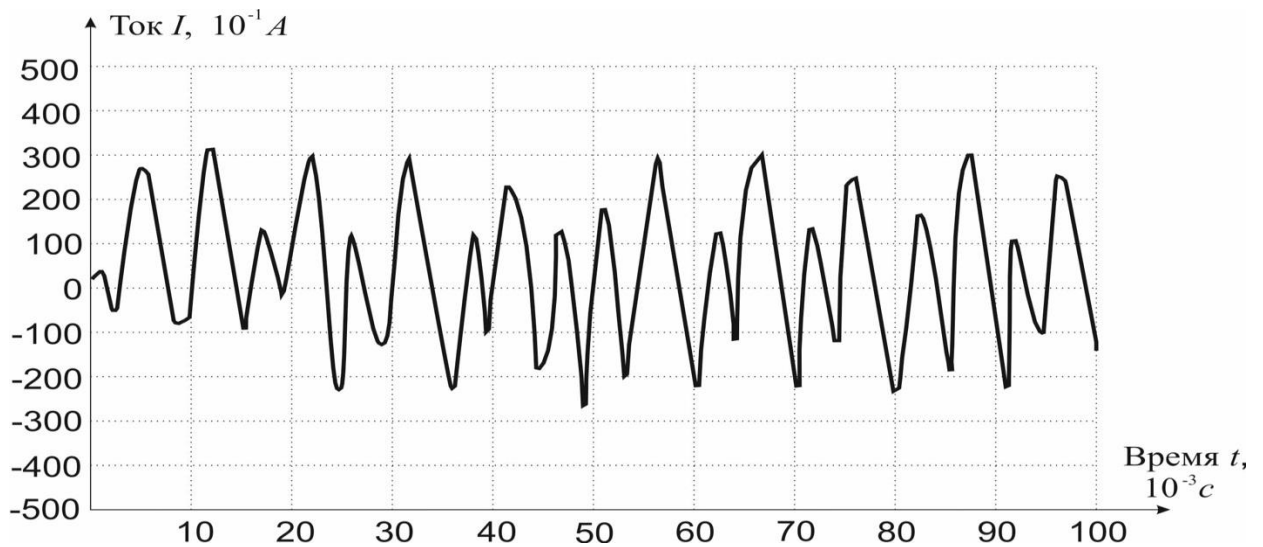


Рисунок 4.2.3 – Автоколебания тока в ЦСП с нелинейными функциями активации, полученные при моделировании в среде МАТЛАБ

Для обеспечения надежной и устойчивой работы АТОННХ предпочтение отдается нейрорегуляторам, содержащим линейные функции активации с нулевыми смещениями. На рисунке 4.2.4 представлен переходной процесс тока якоря электродвигателя с линейными функциями активации в нейрорегуляторе $NET(D_{kv}(z, F(g)))$, который обеспечивает необходимые устойчивые статические и динамические характеристики.

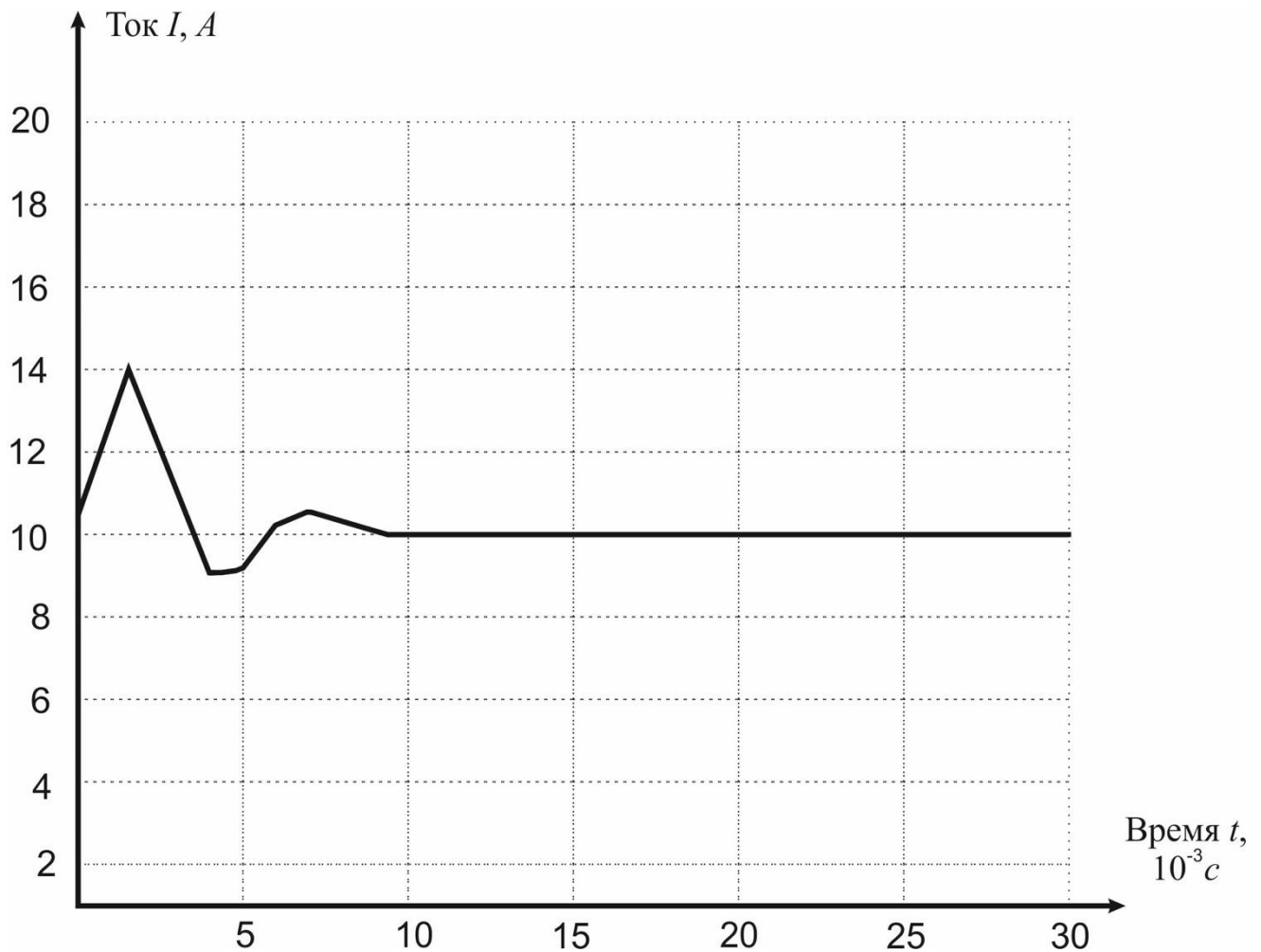


Рисунок 4.2.4— Переходной процесс тока в ЦСП с линейными функциями активации, полученный при моделировании в среде МАТЛАБ

Таким образом, в дальнейших разработках нейрорегуляторов целесообразно применять нейрорегуляторы с линейными функциями активации, которые обеспечивают необходимую устойчивость и точность в контурах управления АТОННХ.

4.3. Новый подход анализа локальной устойчивости, базирующийся на затухании высших производных ошибки обучения нейронных сетей

В предыдущих разделах было показано, что большое число слоев и значительное число нейронов с нелинейными функциями активации в нейрорегуляторах могут привести работу к неустойчивым режимам в АТОННХ. То есть, реальные АТОННХ имеют нелинейные статические и динамические характеристики и работают в условиях нечеткой внешней нагрузки. Поэтому определение устойчивости АТОННХ является важнейшей задачей. Что касается устойчивости нелинейных динамических систем, то уже долгое время широко применяются прямой метод Ляпунова и методы анализа линейной устойчивости. Однако поиск необходимой функции Ляпунова иногда представляется довольно затруднительным. Определенную трудность представляют и расчеты данными методами локально асимптотических областей устойчивости.

Изучение устойчивости динамических систем берет начало в 1868 году, когда Джеймс Клерк Максвелл исследовал устойчивость систем путем линеаризации нелинейных дифференциальных уравнений и проверки решений многочленных выражений, характерных для этих уравнений. В 1898 году Ляпунов разработал свой прямой метод, во многом основывающийся на концепции энергии несвободных систем Лагранжа. Кроме того, процедуры составления функции Ляпунова были досконально изучены Красовским. Тем не менее, поиски соответственной функции Ляпунова для нелинейных динамических систем вызывают затруднения до сих пор. С другой стороны, анализ линеаризованной модели устойчивости давно и широко применяется благодаря популярной теореме Рауса-Гурвица для линеаризованных нелинейных динамических систем. Таким образом, на сегодняшнее время анализ устойчивости нелинейных динамических систем,

какими являются АТОННХ, существующими методами представляет сложную проблему.

Для анализа устойчивости нелинейных динамических систем предлагается новый метод анализа аппроксимируемой устойчивости, базирующийся на производных высокого порядка обучаемых нейронных сетей в ξ приближении. В этом методе стабильность первоначальной траектории системы управления техническим объектом анализируется путем проверки, может ли траектория, сдвинутая по причине того или иного возмущающего фактора, вернуться на свою первоначальную траекторию. Если быть более точным, то при исследовании производных можно определить, является ли первоначальная траектория локально асимптотически устойчивой. Это альтернативный подход к анализу устойчивости линеаризованных нелинейных динамических систем, который не требует сложных вычислений. По существу, предлагаемый метод представляет собой традиционные линеаризованные методы, однако, интерактивные вычисления, необходимые для получения производных первого порядка, осуществляются намного проще. По результатам моделирования анализ может быть проведен путем вычисления производных первого порядка любого нейросетевого узла с учетом первоначального изменения момента нагрузки $M_{en}(t_0)$. Таким образом, при стремлении к нулю этих производных во временной бесконечности, траектория будет считаться локально асимптотически устойчивой. Кроме того, другой подход к областям асимптотической устойчивости, может быть достигнут путем поиска такой области, где термы первого порядка, разложенные в ряд Тэйлора, доминируют над термами второго порядка в ξ приближении, на основании чего можно предположить, что влияние термов высших порядков в этой области ничтожно мало по сравнению с влиянием термов второго порядка.

Обучаемые нейронные сети представляют универсальную матрицу, способную объединить алгоритмы обучения. Более того, можно сказать что, обучаемые нейронные сети являются эффективным инструментом изучения устойчивости любых нелинейных динамических систем.

Известно, что обучение нейронных сетей проводится как минимизация оценочной функции L , основанной на использовании градиентного алгоритма [77].

$$\lambda_m \leftarrow \lambda_m - \eta \frac{\partial^t L}{\partial \lambda_m}, \quad (4.3.1)$$

где λ_m представляет собой независимый от сети изменяемый параметр; η - коэффициент скорости обучения, соотнесенный с небольшой положительной величиной; $\frac{\partial^t L}{\partial \lambda_m}$ - ранжированная производная, влияющая на изменение L в результате изменения значения λ_m притом, что остальные переменные в это время не изменяются.

Фактически, ранжированные производные, по существу, идентичны типичным частным производным. Однако ранжированные производные обычно применяются в нейронных сетях с целью получения более отчетливых изменений оценочной функции. Разница между ранжированными производными и типичными частными производными заключается в точке зрения, с которой мы рассматриваем дифференцируемую функцию. Верхний индекс t в (4.3.1) используется для обозначения ранжированной производной. Благодаря использованию верхнего индекса мы можем отличить ранжированные производные от типичных частных производных.

При рассмотрении вопроса устойчивости нелинейных динамических систем формулировка L должна состоять из двух частей: базовой части E_c и расширенной E_x

$$L = E_c + \gamma E_x, \quad (4.3.2)$$

где γ -коэффициент устойчивости, связывающий обе части уравнения

Характерным выбором E_c является сумма ошибок между сетевыми выходными сигналами и их ожидаемыми значениями. Расширенная часть E_x может являться функцией производных выходного сигнала сетевого узла h_r с учетом, например, момента нагрузки $M_{\text{вн}}(t_0)$. В связи с тем, что E_x содержит производные h_r , градиент L содержит не только первые ранжированные производные h_r , но и производные второго порядка.

Расчет производных

Для расчета $\eta \frac{\partial' L}{\partial \lambda_m}$ необходимо учитывать как прямую, так и побочную связь между L и λ_m . Прямая связь вычисляется при помощи $\frac{\partial L}{\partial \lambda_m}$. Побочная связь вычисляется с помощью алгоритмов прямого распространения, которые являются развернутым продолжением рекуррентного обучения в реальном времени. При помощи ниже приведенных формул можно определить $\frac{\partial' L}{\partial \lambda_m}$ и $P_1(j, t, \lambda_m)$

$$\frac{\partial' L}{\partial \lambda_m} = \sum_{r \in J_0} \sum_{s \in T_0} \left[\frac{\partial L}{\partial h_r(s)} \frac{\partial' h_r(s)}{\partial \lambda_m} \right] + \frac{\partial L}{\partial \lambda_m}, \quad (4.3.3)$$

$$P_1(j, t, \lambda_m) = \sum_{i \in J_F(j)} \left[\frac{\partial h_j(t)}{\partial h_i(t - \tau_{ij})} P_1(i, t - \tau_{ij}, \lambda_m) \right] + \frac{\partial h_j(t)}{\partial \lambda_m}. \quad (4.4.4)$$

$j \in J, t \in T$

Расчет производных первого порядка

Для оценки побочной связи между L и λ_m выход сетевого узла h_r ,

непосредственно влияющий на L , принимается за промежуточную переменную и расчет $\frac{\partial^2 L}{\partial \lambda_m \partial \lambda_n}$ производится следующим образом:

$$\frac{\partial^2 L}{\partial \lambda_m \partial \lambda_n} = \sum_{r \in J_0} \sum_{s \in T_0} \left[\frac{\partial^t \left(\frac{\partial L}{\partial h_r(s)} \right) \partial^t h_r(s)}{\partial \lambda_n \partial \lambda_m} + \frac{\partial L}{\partial h_r(s)} \frac{\partial^2 h_r(s)}{\partial \lambda_m \partial \lambda_n} \right] + \frac{\partial^t \left(\frac{\partial L}{\partial \lambda_m} \right)}{\partial \lambda_n}, \quad (4.3.5)$$

где J_0 является рядом нижних индексов сетевых узлов, выходы которых непосредственно участвуют в оценке L . $M_{\text{вн}}(t_0)$ является моментом времени, в течение которого осуществляется оценка L .

Номенклатура $P_1(j, t, \lambda_m)$ производной первого порядка $\frac{\partial h_j(t)}{\partial \lambda_m}$,

рассчитывается при помощи дифференцирования (4.25) с учетом λ_n :

$$P_1(j, t, \lambda_m \lambda_n) = \sum_{i \in J_F(j)} \left[\frac{\partial^t h_j(t)}{\partial \lambda_n} P_1(i, t - \tau_{i,j}, \lambda_m) \right] + \frac{\partial h_j(t)}{\partial h(t - \tau_{i,j})} P_2(i, t - \tau_{i,j}, \lambda_m \lambda_n) + \frac{\partial^t \left(\frac{\partial h_j(t)}{\partial \lambda_m} \right)}{\partial \lambda_n} \quad (4.3.6)$$

$j \in J, t \in T$

Анализ устойчивости с использованием нейронной сети

Теорема 1. Устойчивость траектории определяется в целом следующим образом. Для произвольного положительного действительного числа ξ и произвольного промежутка времени исходная траектория обучаемых нейронных сетей устойчива при наличии $\sigma(\xi, t_0)$, при котором если $\|\Delta h(t_0)\| < \sigma$, тогда $\|\Delta h(t)\| < \xi, \forall t \geq t_0$. В противном случае сходная траектория неустойчива. Положим, что исходная

траектория устойчива асимптотически при наличии $\sigma(\xi, t_0)$ для любого t_0 , при котором выполняется условие $\|\Delta h(t_0)\| \leq \sigma$.

В этом случае $\lim_{t \rightarrow \infty} \|\Delta h(t_0)\| = 0$, где $\Delta h(t_0) = (\Delta h_1(t_0), \dots, \Delta h_m(t_0))$ является первоначальным возмущающим вектором, воздействующим на начальную траекторию, а $\Delta h(t) = (\Delta h_1(t), \dots, \Delta h_m(t))$ является вектором смещения орбиты между первоначальной траекторией и нарушенной траекторией во времени t , вызванной $\Delta h(t_0)$.

Введем обозначение $|J|$ для ряда нижних индексов сетевых узлов подверженных влиянию возмущающих факторов. Норма вектора смещения орбиты $\|\Delta h(t)\|$ вычисляется следующим образом:

$$\|\Delta h(t)\| = \sqrt{\sum_{r \in J} (h_r(t))^2}, \quad (4.3.7)$$

где разложение в ряд Тейлора выражается как

$$\begin{aligned} \Delta h_r(t) &\approx \sum_{r_1 \in J} \frac{\partial^{t^2} h_r(t)}{\partial h_{r_1}(t_0)} \times \Delta h_{r_1}(t_0) \\ &+ \frac{1}{2} \sum_{r_1 \in J} \sum_{r_2 \in J} \frac{\partial^{t^2} h_r(t)}{\partial h_{r_1}(t_0) \partial h_{r_2}(t_0)} \times \Delta h_{r_1}(t_0) \Delta h_{r_2}(t_0), \\ &+ \dots + \frac{1}{n!} \sum_{r_1 \in J} \dots \sum_{r_m \in J} \frac{\partial^m h_r(t)}{\partial h_{r_1}(t_0) \dots \partial h_{r_m}(t_0)} \\ &\times \Delta h_{r_1}(t_0) \dots \Delta h_{r_m}(t_0). \end{aligned} \quad (4.3.8)$$

Таким образом, асимптотическая устойчивость любой нелинейной системы может быть исследована путем расчета отклонения траектории, вызванного первоначальными возмущающими факторами. Расчет выполняется с применением производных высшего порядка обучаемых нейронных сетей, не прибегая к расчетам каждого первоначального возмущающего фактора $\Delta h(t_0)$.

Локальная асимптотическая устойчивость

На основе первого термина в (4.3.8) можно сделать вывод, что линейное отклонение траектории можно вычислить, произведя расчеты производной

первого порядка с помощью алгоритма прямого распространения следующим образом:

$$P_1(j, t, h_r, (t_0)) = \frac{\partial h_j(t)}{\partial h_i(t - \tau_{ij})} = \sum_{i \in J_F(j)} \left[\frac{\partial h_j(t)}{\partial h_i(t - \tau_{ij})} P_1(i, t - \tau_{i,j}, h_r, (t_0)) \right] + \frac{\partial h_j(t)}{\partial h_r(t_0)}, \quad (4.3.9)$$

где установлены следующие первоначальные значения $\frac{\partial h_j(t)}{\partial h_{r_1}(t_0)} = \{ 1 \text{ или } 0 \}$

Если $\lim_{t \rightarrow \infty} \frac{\partial' h_j(t)}{\partial h_{r_1}(t_0)} = 0$ то $j, r_1 \in J$, тогда локально асимптотическая траектория

является устойчивой при этом $\lim_{t \rightarrow \infty} \frac{\partial' h_j(t)}{\partial h_{r_1}(t_0)} = 0$ для малого $\| \Delta h(t_0) \|$

Во избежание сложных вычислений в предложенном методе анализа устойчивости применяются производные первого порядка.

Области локальной асимптотической устойчивости

Локально асимптотически устойчивые области (RLAS) могут быть обнаружены путем вычисления области, в которой имеется преобладание термов первого ранга над термами высшего ранга (при разложении их траекторий в ряд Тэйлора).

Теорема 2: Для того, чтобы приблизиться к областям с локальной асимптотической устойчивости необходимо найти область, где термы первого порядка являются доминирующими по сравнению с термами второго порядка с ξ аппроксимацией, предполагающей, что в данной области доля термов высшего порядка ничтожно мала. Производная второго порядка, необходимая для разложения в ряд Тейлора, вычисляется путем дифференцирования (4.3.8) с учетом $h_{r_2}(t_0)$:

$$\begin{aligned}
P_2(j, t, h_{r_1}(t_0), h_{r_2}(t_0)) &= \frac{\partial^2 h_j(t)}{\partial h_{r_1}(t_0) \partial h_{r_2}(t_0)} \\
&= \sum_{i \in J_F(j)} \left[\frac{\partial^t \left(\frac{\partial h_j(t)}{\partial h_i(t - \tau_{ij})} \right)}{\partial h_{r_2}(t_0)} \times P_1(i, t - \tau_{ij}, h_{r_1}(t_0)) \right] + \left[\frac{\partial h_j(t)}{\partial h_i(t - \tau_{ij})} \times P_2(i, t - \tau_{ij}, h_{r_1}(t_0), h_{r_2}(t_0)) \right].
\end{aligned}
\tag{4.3.10}$$

Предлагаемый метод легко осуществим, и требует лишь сопоставления термов первого и второго порядков. Таким образом, при небольшом ξ размер области R_{LAS} может быть рассчитан как:

$$H(n) = \text{Max}_{r, r_1, \dots, r_n \in J, t \in T} \left| \frac{d^n h_r(t)}{dh_{r_1}(t_0) \dots dh_{r_n}(t_0)} \right|, \tag{4.3.11}$$

$$R_{LAS} = \text{Max}_{r, r_1, \dots, r_n \in J, t \in T} |\Delta h_m(t_0)|. \tag{4.3.12}$$

Результатом соотношений (4.3.2) и (4.3.3) становится укрепление возникающего неравенства термов n -ого снижения разложения в ряд Тейлора при сравнении максимума термов второго порядка и максимума термов первого порядка до уровня ниже ξ :

$$\begin{aligned}
& \left| \frac{1}{n!} \sum_{r_1 \in J} \dots \sum_{m \in J} \frac{\partial^m h_r(t)}{\partial h_{r_1}(t_0) \dots \partial h_m(t_0)} \times \Delta h_{r_1}(t_0) \dots \Delta h_m(t_0) \right| \\
& \leq \frac{1}{n!} \sum_{r_1 \in J} \dots \sum_{m \in J} \left| \frac{\partial^m h_r(t)}{\partial h_{r_1}(t_0) \dots \partial h_m(t_0)} \right| \times |\Delta h_{r_1}(t_0)| \dots |\Delta h_m(t_0)| \\
& \leq \frac{1}{n!} |J|^n H(n) (R_{LAS})^n.
\end{aligned}
\tag{4.3.13}$$

Для малого значения ξ размер R_{LAS} может быть вычислен по следующей формуле:

$$\frac{\frac{1}{2} |J|^2 H(2) (R_{LAS})^2}{|J| H(1) R_{LAS}} = \frac{|J| H(2) R_{LAS}}{2 H(1)} \leq \xi. \tag{4.3.14}$$

Соответственно, основываясь на (4.35), максимальная область асимптотической локальной устойчивости $(R_{LAS})_{\max}$ рассматривается как размер локально асимптотически устойчивой области и рассчитывается следующим образом:

$$(R_{LAS})_{\max} = \frac{2H(1)\xi}{|J|H(2)} \quad (4.3.15)$$

где, ξ - положительная константа, соотнесенная с небольшим значением для гарантии точности расчетов $(R_{LAS})_{\max}$. Для нашей задачи значение ξ установлено в 0,01. Необходимо учитывать, что максимальная величина области $(R_{LAS})_{\max}$ в соответствии с (4.36) является приблизительным коэффициентом локально асимптотически устойчивой области, зависящим от ξ

Нейроидентификация

Рассмотрим применение данного метода анализа устойчивости в режиме нейроидентификации статических и динамических характеристик АТОННХ. Структурная схема нейроидентификации АТОННХ с нелинейной характеристикой изображена на рисунке 4.3.1.



Рисунок 4.3.1– Структурная схема нейроидентификации АТОННХ

На выходе нейроидентификатора получается идентифицированная частота вращения электродвигателя $\omega(t)$. Независимый от нейроидентификатора параметр λ_1 обновляется по градиентному алгоритму, приведенному в (4.3.16), где $\Delta\lambda_1$ отображает изменение независимого от нейроидентификатора параметра; E_1 - оценочная функция нейроидентификатора, приведенная в (4.3.17); $M_{вн}$ - набор моментов, относящихся к оценке E_1 ; η_1 и μ_1 , и являющихся показателем скорости обучения и коэффициентом количества движения нейроидентификатора:

$$\lambda_c \leftarrow \lambda_c - \eta_c \frac{\partial L}{\partial \lambda_c} + \mu_c \Delta\lambda_c, \quad (4.3.16)$$

$$E_c = \frac{1}{2} \sum_{s \in \Gamma_c} [\omega_{ref}(s) - \hat{\omega}(s)]^2. \quad (4.3.17)$$

Ранжированная производная $\frac{\partial E_i}{\partial \lambda_i}$ вычисляется по формуле:

$$\frac{\partial E_i}{\partial \lambda_i} = \sum_{s \in \Gamma_c} \left([\hat{\omega}(s) - \omega(s)] \times \frac{\partial \hat{\omega}(s)}{\partial \lambda_c} \right) + \frac{\partial E_i}{\partial \lambda_i}. \quad (4.3.18)$$

Для нашей задачи терм $\frac{\partial E_i}{\partial \lambda_i}$ всегда равняется нулю. Производные $\frac{\partial \omega(s)}{\partial \lambda_i}$

вычисляются с помощью алгоритма прямого распространения.

Проведем практическую проверку метода устойчивости, базирующегося на анализе высших производных ошибки обучения нейронных сетей, используя режим нейроидентификации ЦСП с асинхронным двигателем переменного тока (рисунок 4.3.2).

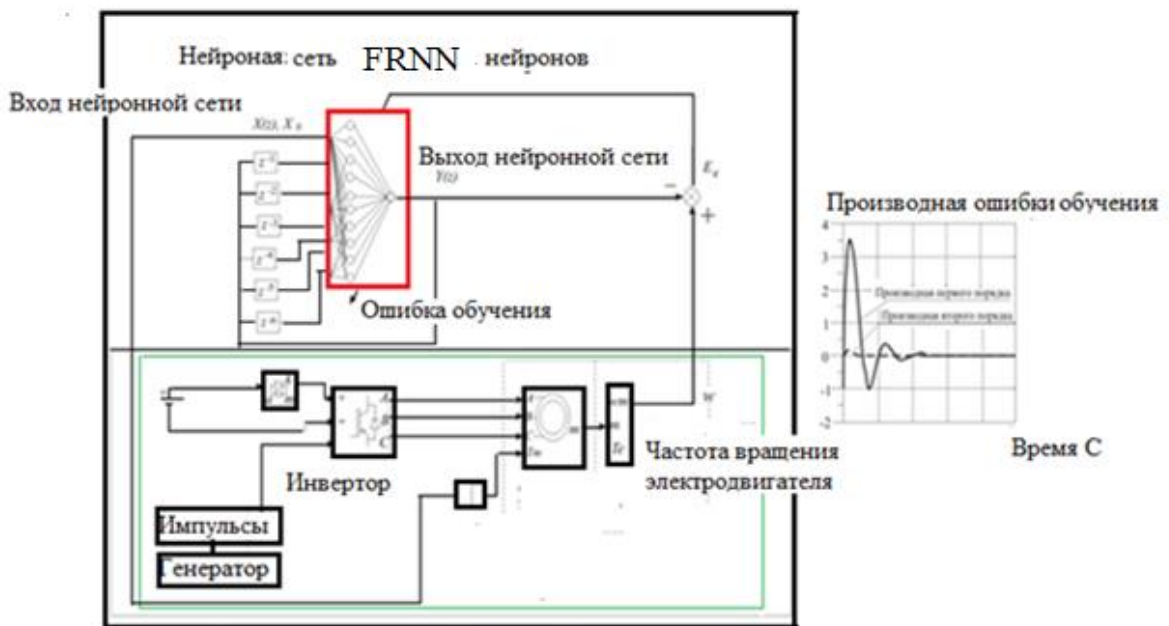


Рисунок 4.3.2– Структурная схема анализа устойчивости в режиме нейроидентификации ЦСП с асинхронным электродвигателем переменного

Оценочная функция L состоит из двух частей: базовой части E_c и расширенной E_x . Для нашей задачи, E_c и E_x представлены в (4.3.17) и (4.3.18), соответственно η_c и μ_c являются показателем скорости обучения и коэффициентом количества движения нейроидентификатора и определяются по формулам:

$$\lambda_c \leftarrow \lambda_c - \eta_c \frac{\partial^t L}{\partial \lambda_c} + \mu_c \Delta \lambda_c. \quad (4.3.19)$$

$$E_c = \frac{1}{2} \sum_{s \in T_c} [\omega_{ref}(s) - \hat{\omega}(s)]^2. \quad (4.3.20)$$

$$E_x = \frac{1}{2} \left[\frac{\partial^t E_c}{\partial T_L} \right]^2. \quad (4.3.21)$$

Ранжированные производные $\left[\frac{\partial^t E_c}{\partial T_L} \right]$ и $\left[\frac{\partial^{t^2} E_c}{\partial T_L} \right]$ вычисляются:

$$\frac{\partial^t E_c}{\partial T_L} = \sum_{s \in T_c} [\hat{\omega}(s) - \omega_{ref}(s)] \frac{\partial^t \hat{\omega}(s)}{\partial T_L}, \quad (4.3.22)$$

$$\begin{aligned} \frac{\partial^{t^2} E_c}{\partial T_L \partial \lambda_c} &= \sum_{s \in T_c} \left([\hat{\omega}(s) - \omega_{ref}(s)] \times \frac{\partial^{t^2} \hat{\omega}(s)}{\partial T_L \partial \lambda_c} \right) \\ &+ \sum_{s \in T_c} \left(\frac{\partial^t \hat{\omega}(s)}{\partial T_L} \times \frac{\partial^t \hat{\omega}(s)}{\partial \lambda_c} \right). \end{aligned} \quad (4.3.23)$$

Производные первого порядка $\frac{\partial^t \hat{\omega}(s)}{\partial T_L}$ и $\frac{\partial^t \hat{\omega}(s)}{\partial \lambda_c}$ вычисляются с помощью

алгоритма прямого распространения производные второго порядка $\frac{\partial^{t^2} \hat{\omega}(s)}{\partial T_L \partial \lambda_c}$

вычисляются с помощью (4.3.22, 4.3.23).

Для передач управления с запаздыванием, первоначальные значения

$P_1(j, t-1, \lambda_c), P_1(j, t-2, \lambda_c), P_1(j, t-1, M_{\text{ен}}), P_1(j, t-2, M_{\text{ен}}), P_1(j, t-1, M_{\text{ен}}, \lambda_c),$

и $P_1(j, t-2, M_{\text{ен}}, \lambda_c)$ устанавливаются равными нулю в начале каждого обновления размера группы сигналов $M_{\text{ен}}$. Моделирование электропривода проводится с рассмотрением четырех различных значений коэффициента устойчивости γ , 0, 50, 75 и 100, при моменте нагрузки в постоянном значении 20 Нм.

При экспериментальном исследовании локальной асимптотической устойчивости и расчетом области $RLAS$ устойчивости первоначальной траектории необходимо выполнить следующие пять действий:

- при помощи нейроидентификатора осуществить идентификацию;
- при помощи нейроконтроллера провести тестирование с применением двух отдельных значений $M_{\text{ен}}$ равных 15 и 25 Нм при значении $\gamma = 100$;
- после тестирования вычисляются производные $\varpi(t)$ первого и второго порядков с учетом $M_{\text{ен}}(t_0)$, - проверить сближение производных первого порядка с предположением, что первоначальный возмущающий фактор передается $M_{\text{ен}}$ в момент t_0 . Если отмечается стремление производных к нулю во временной бесконечности, траектория является локально асимптотически устойчивой;
- провести сравнение между производными первого и второго порядков, с возможным вычислением области $RLAS$ с помощью (4.3.20).

Производные первого и второго порядков частоты вращения электродвигателя с внешними возмущающими моментами нагрузки, равными 15 и 25 Нм, показаны на рис. 4.3.3, 4.3.4. Исходя из этих данных, можно сделать заключение, что на всех графиках производные первого и второго порядка на конечной стадии пришли к нулю. Из этого следует, что все траектории являются локально асимптотически устойчивыми. Тем не менее, на каждом графике транзиенты отличаются друг от друга в соответствии с величиной момента нагрузки. Максимальные амплитуды

производных первого и второго порядков $H(1)$ и $H(2)$ при двух значениях величины момента нагрузки представлены в таблице 4.3.I. В данной таблице также представлены значения $(R_{LAS})_{max}$ (в Нм), полученные с применением (4.39), где $|J|$ принимается за 1,0, т.е. учитывается только одна переменная, подверженная влиянию возмущающего фактора. В приведенной таблице ясно видно, что $H(1)$ всегда больше $H(2)$, а наибольшее значение тенденции наблюдается при моменте нагрузки в 25 Нм. Кроме того, с увеличением момента нагрузки отмечается уменьшение максимального размера локально асимптотически устойчивой области. Таким образом, увеличение значения момента нагрузки непосредственно связано с повышением неустойчивости системы. Соответственно, вычислив $RLAs\backslash max$, можно определить величину возмущающих факторов момента нагрузки, которые приводят к неустойчивости.

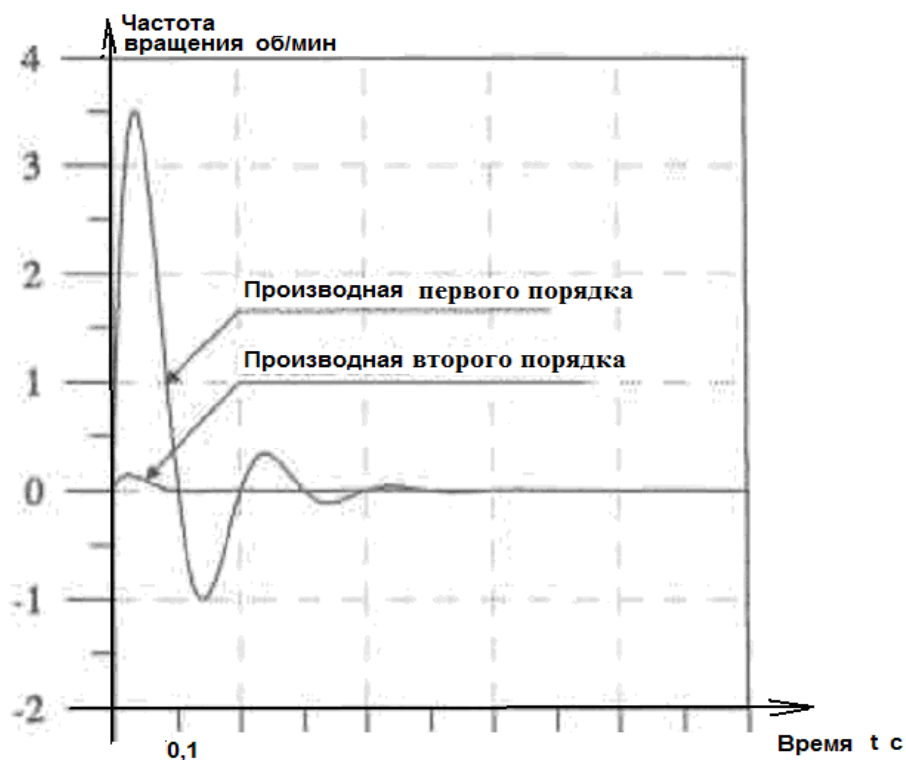


Рисунок 4.3.3— Производные первого и второго порядка при $M_{вн} = 15\text{Нм}$

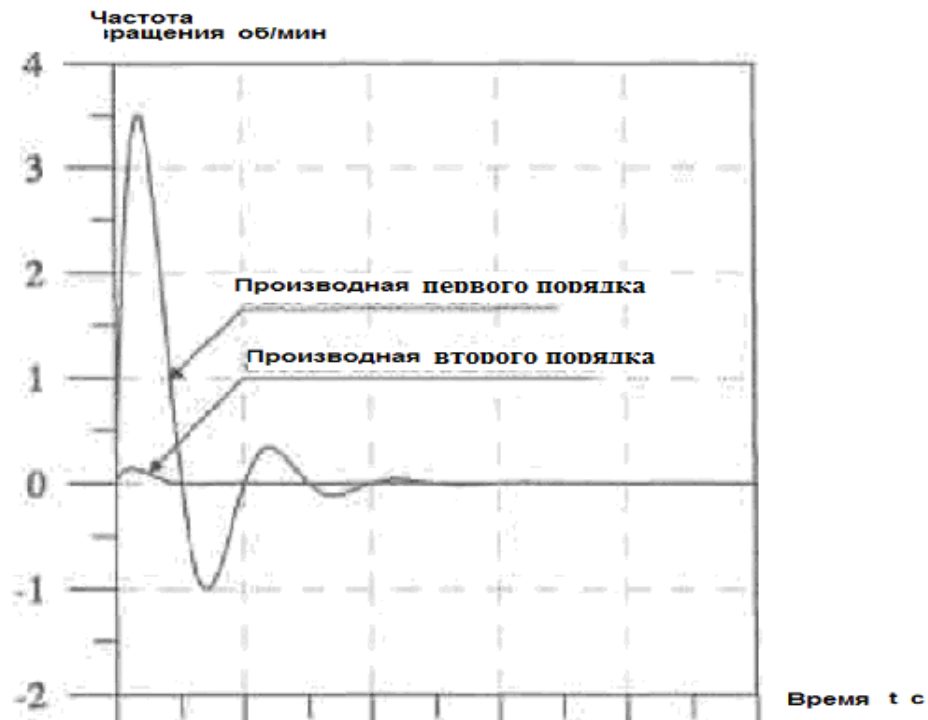


Рисунок 4.3.4– Производные первого и второго порядка при $M_{BH} = 25$ Нм

Таблица 4.3.1–Максимальные амплитуды производных, максимальные области локальной асимптотической устойчивости

M_{BH} Нм	$H(1)$	$H(2)$	$R_{LAS} _{max}$ Нм
15	3,5	0,14	0,489
25	52,9	36,9	0,028

Выводы

1. Разработаны методы анализа оперативности синтеза, устойчивости и точности НСУ.
2. Проведен анализ влияния числа слоев и числа нейронов на устойчивость и точность НСУ АТОННХ.
3. Выяснено влияние нелинейных функций активации на устойчивость работы АТОННХ.
4. Разработан новый подход к анализу локальной устойчивости, базирующийся на анализе затухания высших производных ошибки обучения нейронной сети.

Результаты исследования устойчивости точности НСУ АТОННХ были подтверждены на испытательном научно - исследовательском стенде ЦСП (рисунок 5.1.1).

ГЛАВА 5. Результаты компьютерного моделирования, технологии автоматизированного синтеза НСУ и научно-обоснованные предложения по архитектурам перспективных таких систем

5.1. Компьютерное моделирование, разработка и исследование НСУ с цифровыми следящими приводами (ЦСП) металлорежущих станков

Результаты диссертационной работы, разработанные алгоритмы и программы на базе методов нейроидентификации статических и динамических характеристик: электродвигателей, алгоритмы и программы нейроуправления отражены в отчетах и внедрены:

В ВНИИ «Электропривод»- в разработках многоконтурных систем управления промышленными электроприводами;

В ООО Научно-производственной фирме «Системы автоматического управления неопознанными объектами» (ООО НПФ «САУНО») - метод синтеза нейропрогнозирующего нейроидентификатора с использованием нейронных сетей с нечеткой логикой при неполных и неточных нелинейных статических и динамических характеристик АТОННХ.

На кафедре «Электротехника и промышленная электроника» МГТУ им. Н.Э. Баумана был разработан научно-исследовательский испытательный стенд ЦСП, который представлен на рисунке.5.1.1 [23,25,27,28,30,34,40].

Структура ЦСП с электродвигателем постоянного тока представляет собой трехконтурную цифровую следящую систему автоматического регулирования. Контур отрицательной обратной связи замыкаются через микро-ЭВМ с помощью импульсного датчика, с которого можно получить информацию о частоте вращения и угле поворота вала электродвигателя. Функциональная схема электропривода состоит из микро-ЭВМ,

программатора, интерфейса, преобразователя код-фаза, распределителя импульсов, силового блока, электродвигателя постоянного тока, тахогенератора, импульсного датчика, блока угол-код с цифровой индикацией об угле поворота и о частоте вращения вала электродвигателя. Для исследования и измерения механических характеристик в стенде предусмотрено нагрузочное устройство. Электропривод с электродвигателем постоянного тока выполнен по принципу неавтономной цифровой автоматизированной системы управления, в которой сравнение задающего и обрабатываемого кодов происходит непосредственно в микро-ЭВМ.

Управляющий сигнал из микро-ЭВМ выдается на преобразователь код-фаза и далее через силовой блок поступает на исполнительный электродвигатель. Ошибка рассогласования между задающим устройством и обратной связью обрабатывается в микро-ЭВМ.

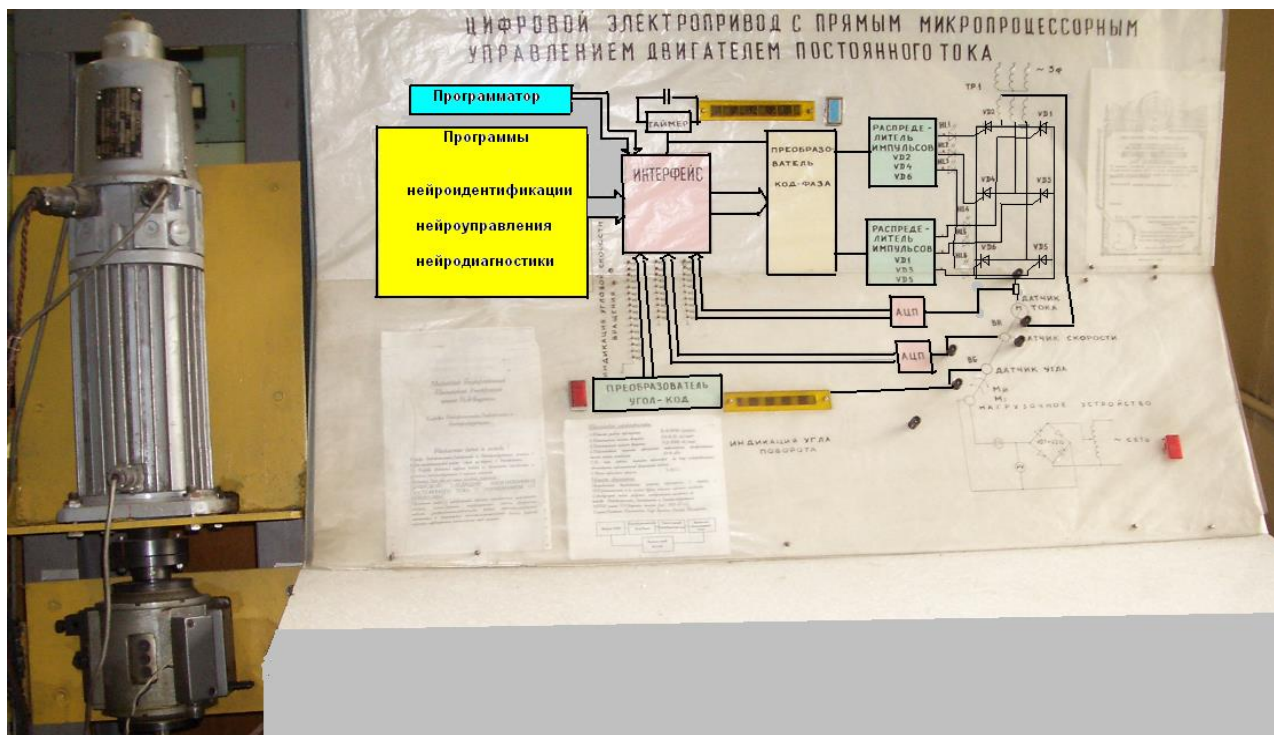


Рисунок 5.1.1– Научно-исследовательский стенд ЦСП

Микро-ЭВМ имеет модульный принцип построения, т.е. все функциональные блоки выполнены в виде конструктивно законченных

устройств, связь между которыми осуществляется через единый канал обмена информацией. Система управления ЦСП с микро-ЭВМ представляет собой систему модулей, объединенных каналом.

Параллельные каналы обмена связывают центральный процессор, память и все внешние устройства. Основным элементом микро-ЭВМ является центральный процессор, который управляет распределением времени использования канала внешними устройствами и выполняет все необходимые арифметико-логические операции для обработки информации. Он содержит 16 быстродействующих регистров общего назначения, которые широко используются при выполнении различных операций. Центральный процессор выполняет одноадресные, двухадресные команды, команды расширенной арифметики. Он может обрабатывать как шестнадцатиразрядные, так и 8-разрядные слова. Возможность использования восьми методов адресации позволяет вести высокоэффективную обработку данных, хранимых в любой ячейке памяти или в регистре. Операционный блок выполняет операции формирования адресов команд и операндов, логические и арифметические, хранения операндов и результатов. Блок микропрограммного управления, вырабатывает последовательность микрокоманд на основе кода принятой команды. В нем закодирован полный набор микрокоманд для всех типов команд. Блок прерываний организует приоритетную систему прерываний. Выполняет прием и предварительную обработку внешних и внутренних запросов на прерывание вычислительного процесса.

Интерфейсный блок выполняет обмен информацией между устройствами, расположенными на системной магистрали. Осуществляет арбитраж при операциях прямого доступа к памяти. В интерфейсном блоке формируется последовательность управляющих сигналов системной магистрали. Блок системной магистрали связывает внутреннюю магистраль с

внешней. В нем производится управление усилителями приема и выдачи информации на совмещенные выходы адресов и данных.

Электропривод состоит из микро-ЭВМ, интерфейса, преобразователя "код-фаза", распределителей импульсов, блока тиристоров, электродвигателя постоянного тока, тахогенератора, датчиков тока, частоты вращения и угла поворота, двух АЦП, преобразователя "угол-код", таймера, программатора и нагрузочного устройства. Микро-ЭВМ выполняет функцию обработки сигналов с датчиков обратной связи (ДОС), реализует нейроидентификацию, нейроуправление, нейродиагностику. Адаптивные нейрорегуляторы, реализуется программным способом и обеспечивает оптимальные параметры работы ЦСП. Канал связи с внешними устройствами в микро-ЭВМ представляет собой общую шину. Интерфейс обеспечивает связь внешних устройств с микро-ЭВМ, дешифрирует адреса ДОС и формирует ответные служебные сигналы. Дешифрованные сигналы соответствующих разрядов используются в качестве сигналов адреса блоков электропривода. Интерфейс имеет два канала для передачи от микро-ЭВМ во внешние устройства и приема данных с внешних устройств. По командам ВВОД или ВЫВОД к шине канала микро-ЭВМ подключаются те или иные внешние устройства.

Преобразователь "угол-код" осуществляет измерение угла поворота вала электродвигателя в параллельном двоичном коде с пятнадцатью разрядами. По запросу от микро-ЭВМ информация передается в канал приема данных интерфейса. Преобразователь "код-фаза" преобразует параллельный двоичный код на выходе микро-ЭВМ в управляющие импульсы, фазовый сдвиг которых прямо пропорционален двоичному коду. Распределители импульсов в определенной последовательности обеспечивают на управление тиристорами VDI-VD6. Таймер на основе кварцевого генератора, выдает высокостабильную частоту временных сигналов для синхронизации работы всех узлов функциональной схемы электропривода. АЦП служат для преобразования аналоговых сигналов с

датчика тока и тахогенератора в параллельный двоичный код и передачи этих сигналов в микро-ЭВМ. Блок тиристоров состоит из тиристоров и трехфазного трансформатора, вторичные обмотки которого соединяются в трехфазную звезду с нулевым выводом. Трансформатор согласует напряжение сети с напряжением питания электродвигателя и ограничивает токи коротких замыканий. Электродвигатель одним концом подсоединяется к нулевому выводу вторичных обмоток трансформатора, а другим - к инверторной и выпрямительной группам тиристоров. Тахогенератор выдает напряжение пропорциональное частоте вращения. ДОС импульсного типа включает в себя три основные части: механическую, оптическую и электронную. Механическая часть обеспечивает точное вращение входного вала электродвигателя относительно корпуса. Оптическая часть содержит светодиод, линзу, растровую индикаторную пластинку и растровый диск, а также фотодиоды. Электронная часть состоит из усилителей, на входы которых поступают сигналы от фотодиодов. Эти сигналы имеют прямоугольную форму: их амплитуды смещены относительно друг друга на 90° . Частота следования импульсов пропорциональна измеряемой частоте вращения, а число импульсов - углу поворота вала электродвигателя. Для отображения информации об угле поворота и частоте вращения вала электродвигателя на стенде предусмотрена цифровая индикация. Угол поворота отображается при помощи выполненного на светодиодах семисегментного индикатора, который получает сигналы с дешифратора. На индикаторах при этом появляются десятичные числа, соответствующие углу поворота вала электродвигателя.

При помощи программатора осуществляется кодовое задание параметров в микро-ЭВМ. Нагрузочное устройство, состоящее из автотрансформатора, вольтметра, амперметра и порошковой муфты, служит для создания момента нагрузки на валу электродвигателя пропорциональным току, протекающему в электроцепи порошковой муфты. На рисунке 5.1.2.

представлена структурная схема системы нейроидентификации, нейроуправления ЦСП с токовым, скоростным и путевым контурами.



Рисунок 5.1.2 – Система нейроидентификации нейроуправления ЦСП с токовым, скоростным и путевым контурами

Нейроидентификация ЦСП

На рисунках: 5.1.3, 5.1.4, 5.1.5, 5.1.6 представлены результаты экспериментального исследования частоты вращения ЦСП нейроидентификаторами.

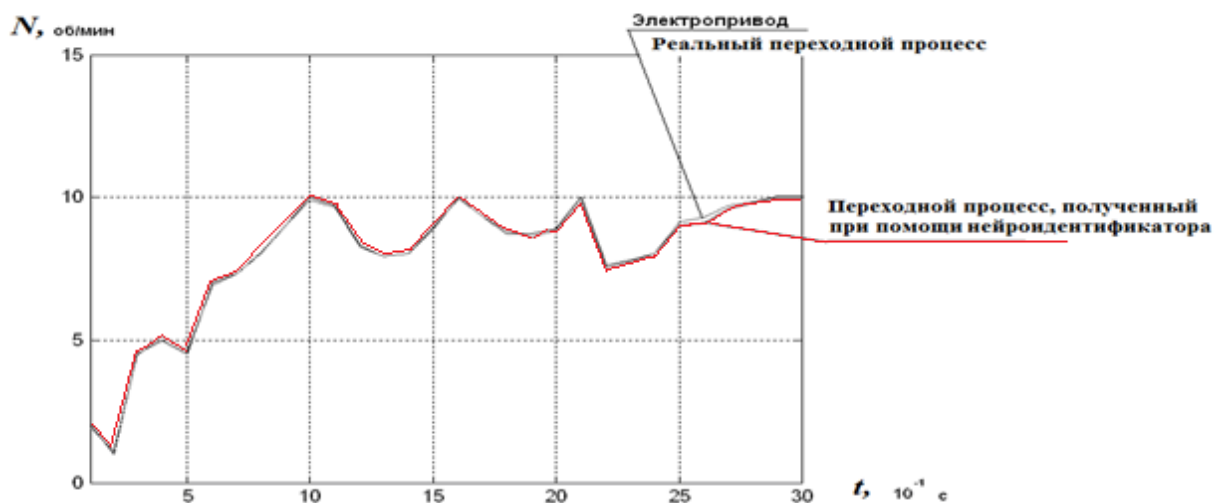


Рисунок 5.1.3– Нейроидентификация частоты вращения ЦСП 9 об/мин

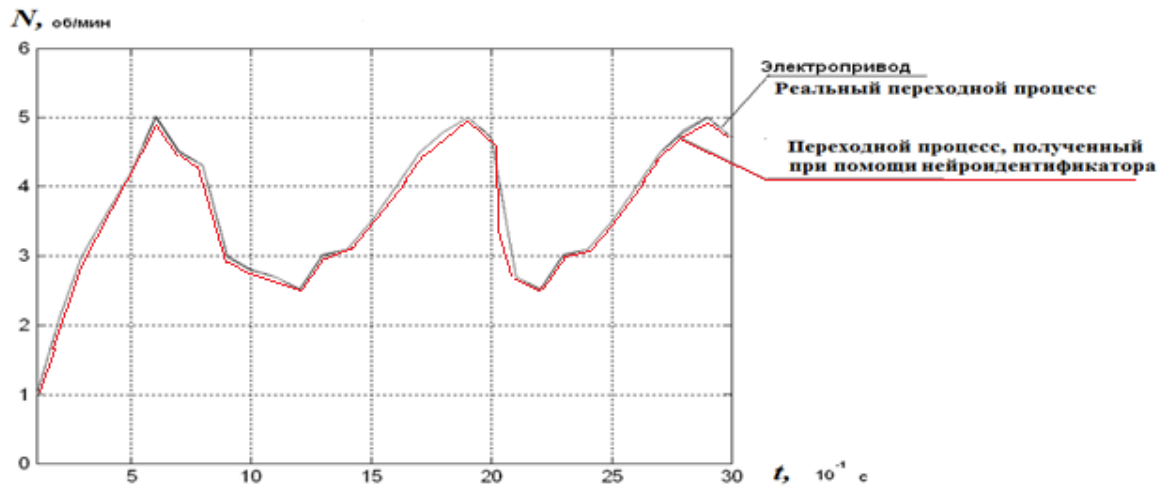


Рисунок 5.1.4 – Нейроидентификация частоты вращения ЦСП 4 об/мин

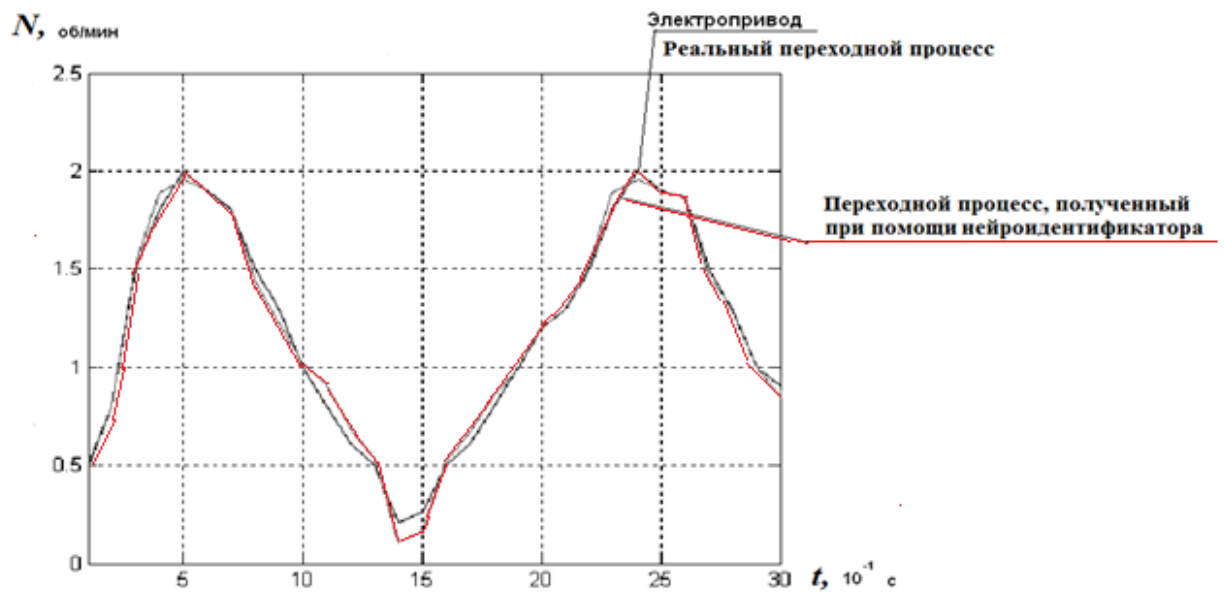


Рисунок 5.1.5– Нейроидентификация частоты вращения ЦСП 1 об/мин

На рисунке 5.1.6. представлена нейроидентификация тока якоря электродвигателя ЦСП.



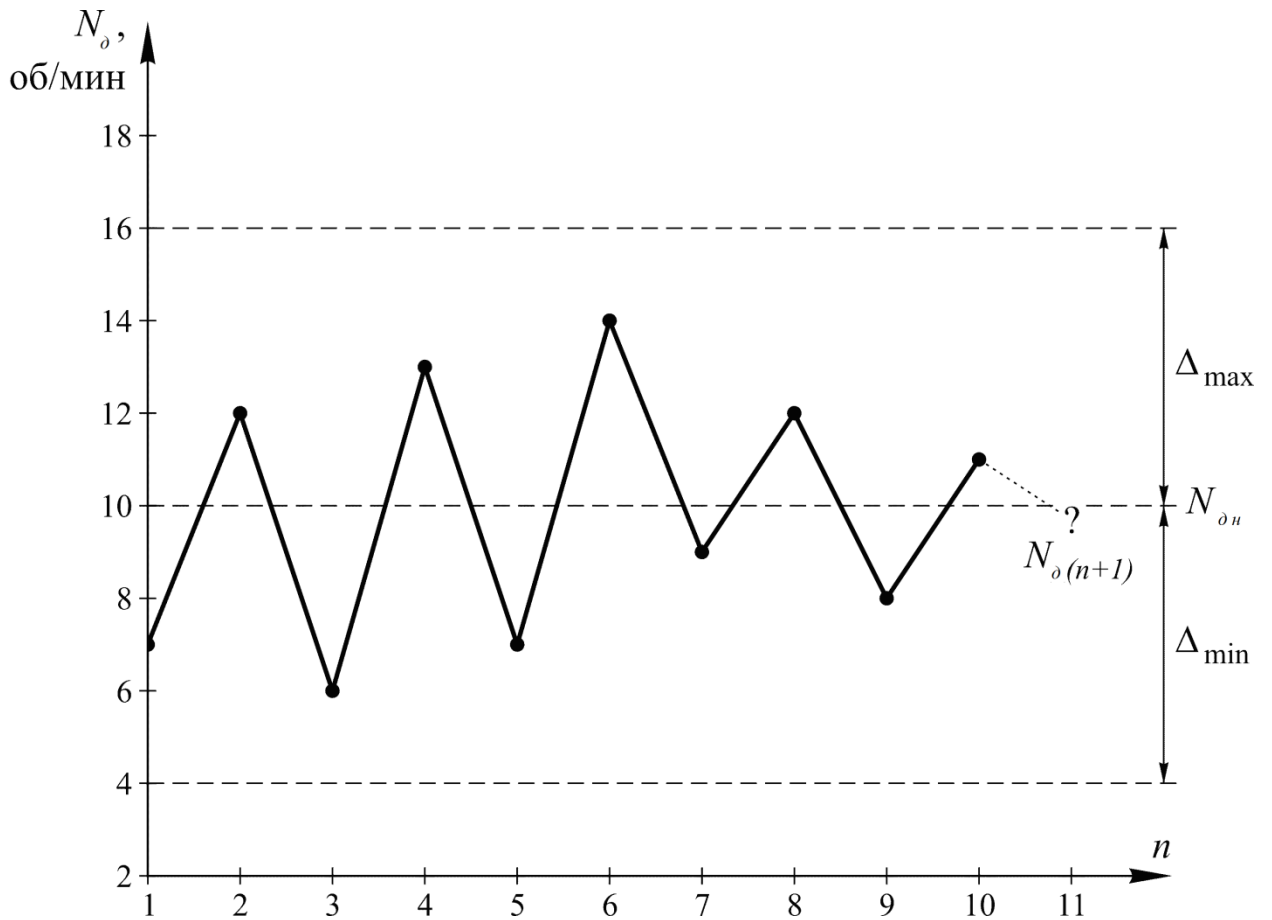
Рисунок 5.1.6– Нейроидентификация тока якоря электродвигателя ЦСП

Экспериментальное моделирование нейропрогноза частоты вращения вала электродвигателя ЦСП в среде MATLAB fuzzy TECH нейронной сетью ANFIS

Для прогноза частоты вращения вала электродвигателя N_o воспользуемся данными при длительной работе электродвигателя N_o . (рис. 5.1.7), которые приведены в таблице 5.1.1.

Таблица 5.1.1– Данные частоты вращения вала электродвигателя

N_{∂} (n-9)	N_{∂} (n-8)	N_{∂} (n-7)	N_{∂} (n-6)	N_{∂} (n-5)	N_{∂} (n-4)	N_{∂} (n-3)	N_{∂} (n-2)	N_{∂} (n-1)	N_{∂} (n)
7	12	6	13	7	14	9	12	8	11
об/мин	об/мин	об/мин	об/мин	об/мин	об/мин	об/мин	об/мин	об/мин	об/мин

Рисунок 5.1.7– Частота вращения электродвигателя N_{∂} при длительной работе

Обучающие данные сведены в таблицу 5.1.2. Объем полученной обучающей выборки равен семи.

Таблица 5.1.2– Обучающие данные

$N_{o5}(n-4)$ об/мин	$N_{o4}(n-3)$ об/мин	$N_{o3}(n-2)$ об/мин	$N_{o2}(n-1)$ об/мин	$N_{o1}(n)$ об/мин	$N_{o6}(n+1)$ об/мин
7	12	6	13	7	14
12	6	13	7	14	9
6	13	7	14	9	12
13	7	14	9	12	8
7	14	9	12	8	11

Далее воспользуемся моделированием нейронной сети ANFIS в среде Matlab Fuzzy Logic Toolbox.

Производим генерацию системы нечеткого вывода типа Сугено с пятью входами и одним выходом (рисунок 5.1.8).

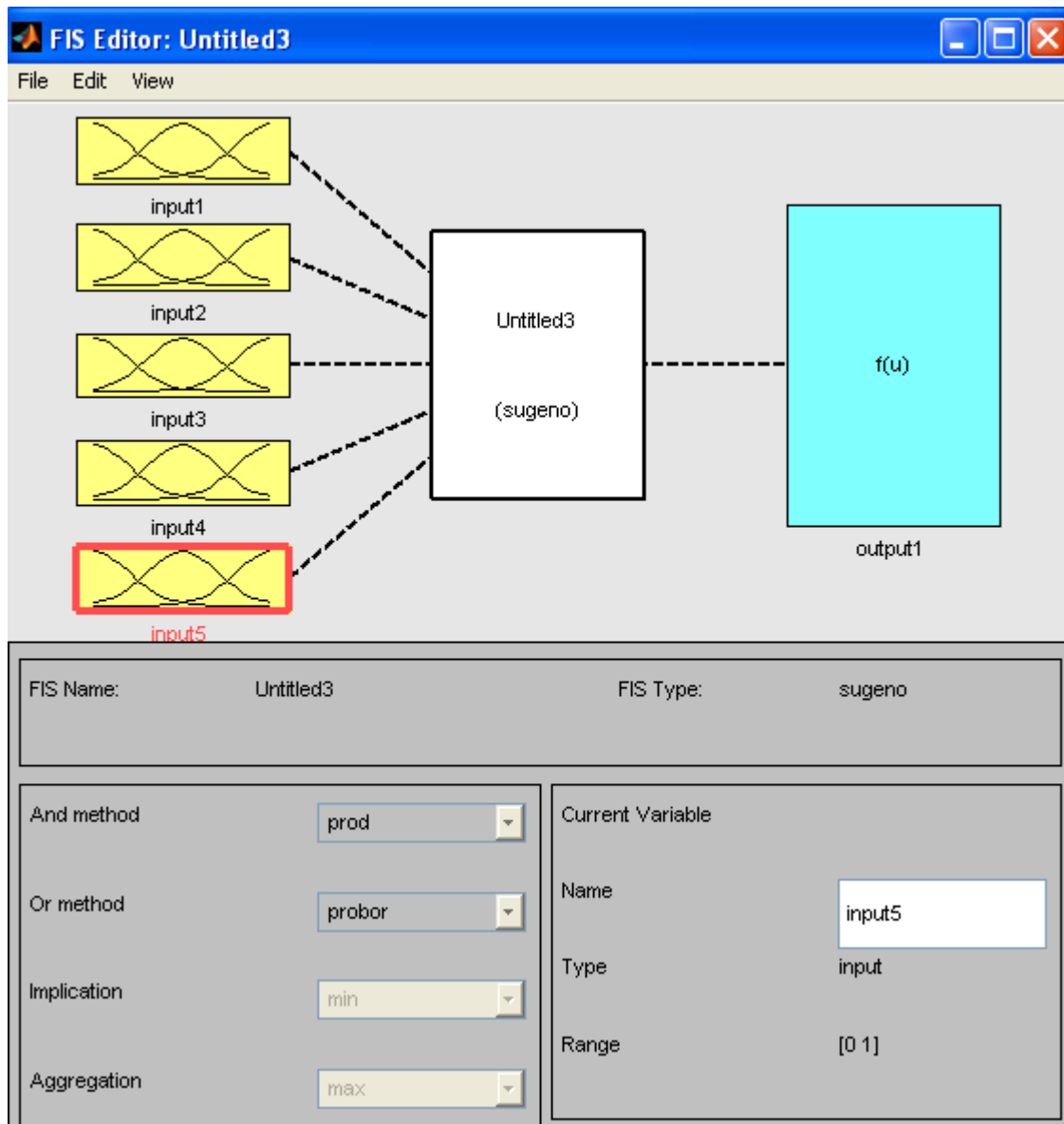


Рисунок 5.1.8– Генерация системы нечеткого вывода типа Сугено с пятью входами и одним выходом

Задаем для каждой из входных переменных по 3 лингвистических термина, а в качестве типа функций принадлежности выберем треугольные функции (рисунок 5.1.9).

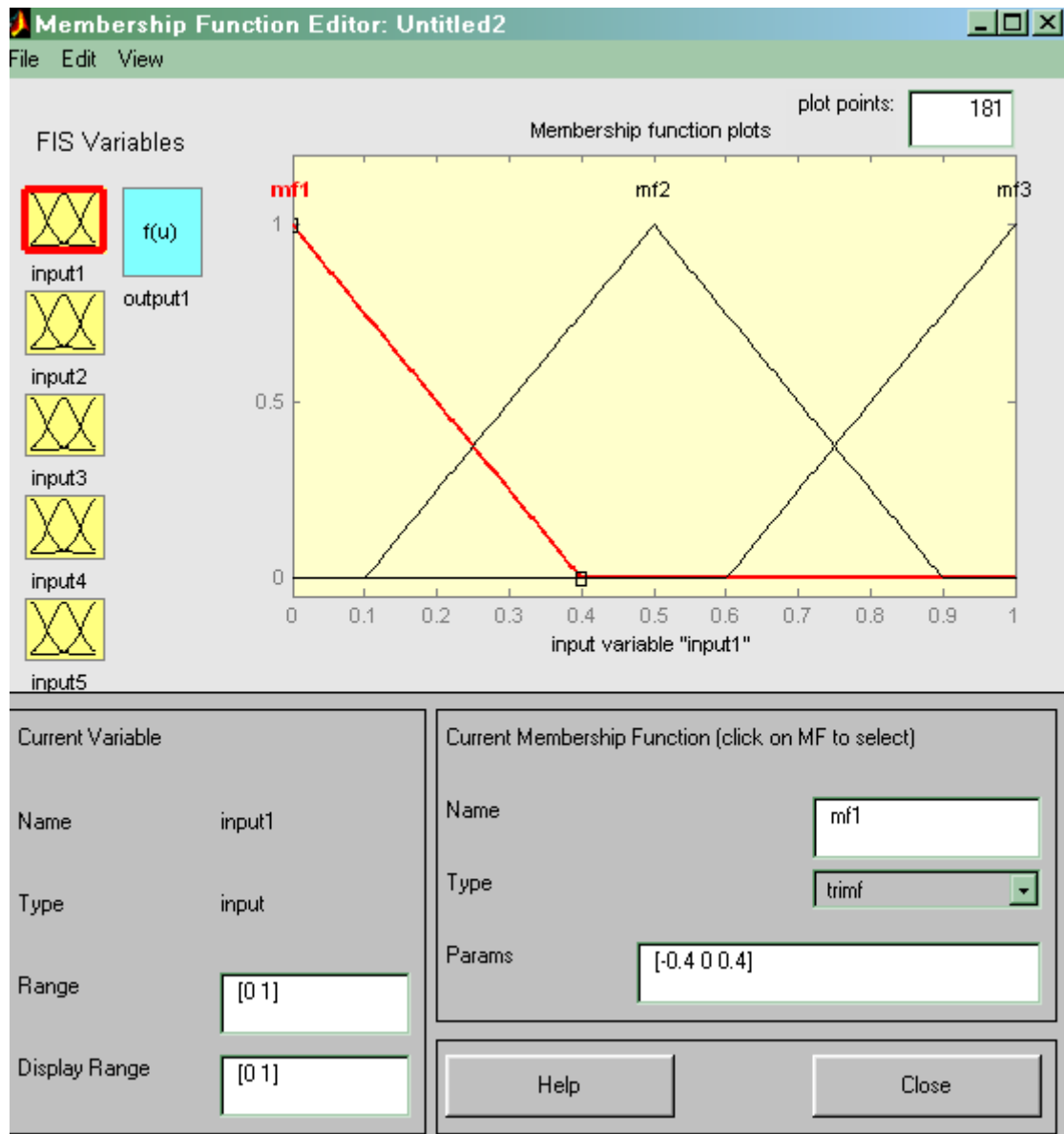


Рисунок 5.1.9– Функции принадлежности

В редакторе правил системы нечеткого вывода задаем 243 правила (рисунок 5.1.10).

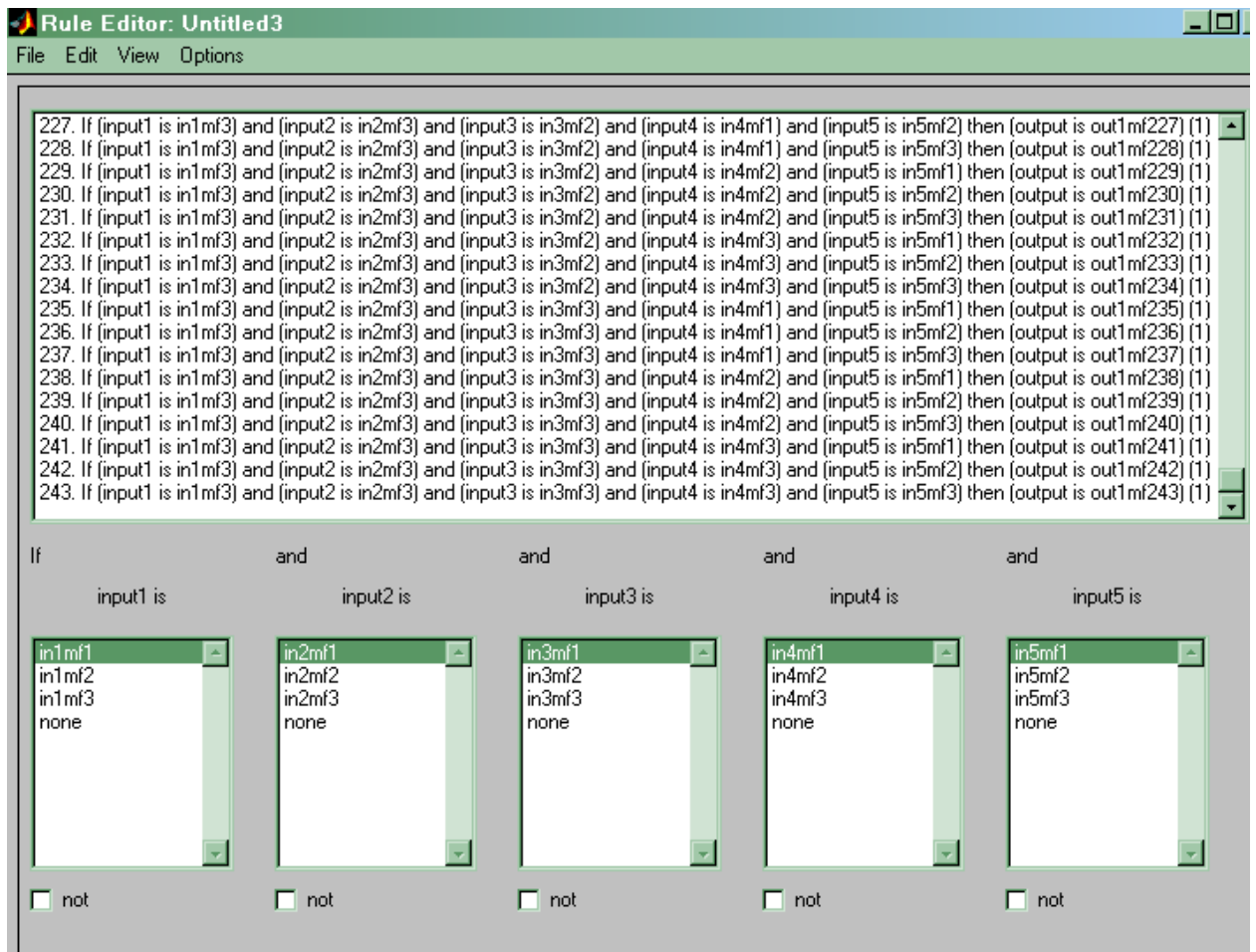


Рисунок 5.1.10– Редактор правил системы нечеткого вывода

Загрузим обучающие данные из таблицы 5.1.2 (рисунок 5.1.11), получим:

$$N = [7 \ 12 \ 6 \ 13 \ 7 \ 14; 12 \ 6 \ 13 \ 7 \ 14 \ 9; 6 \ 13 \ 7 \ 14 \ 9 \ 12; 13 \ 7 \ 14 \ 9 \ 12 \ 8; 7 \ 14 \ 9 \ 12 \ 8 \ 11]$$

$N =$

7	12	6	13	7	14
12	6	13	7	14	9
6	13	7	14	9	12
13	7	14	9	12	8
7	14	9	12	8	11

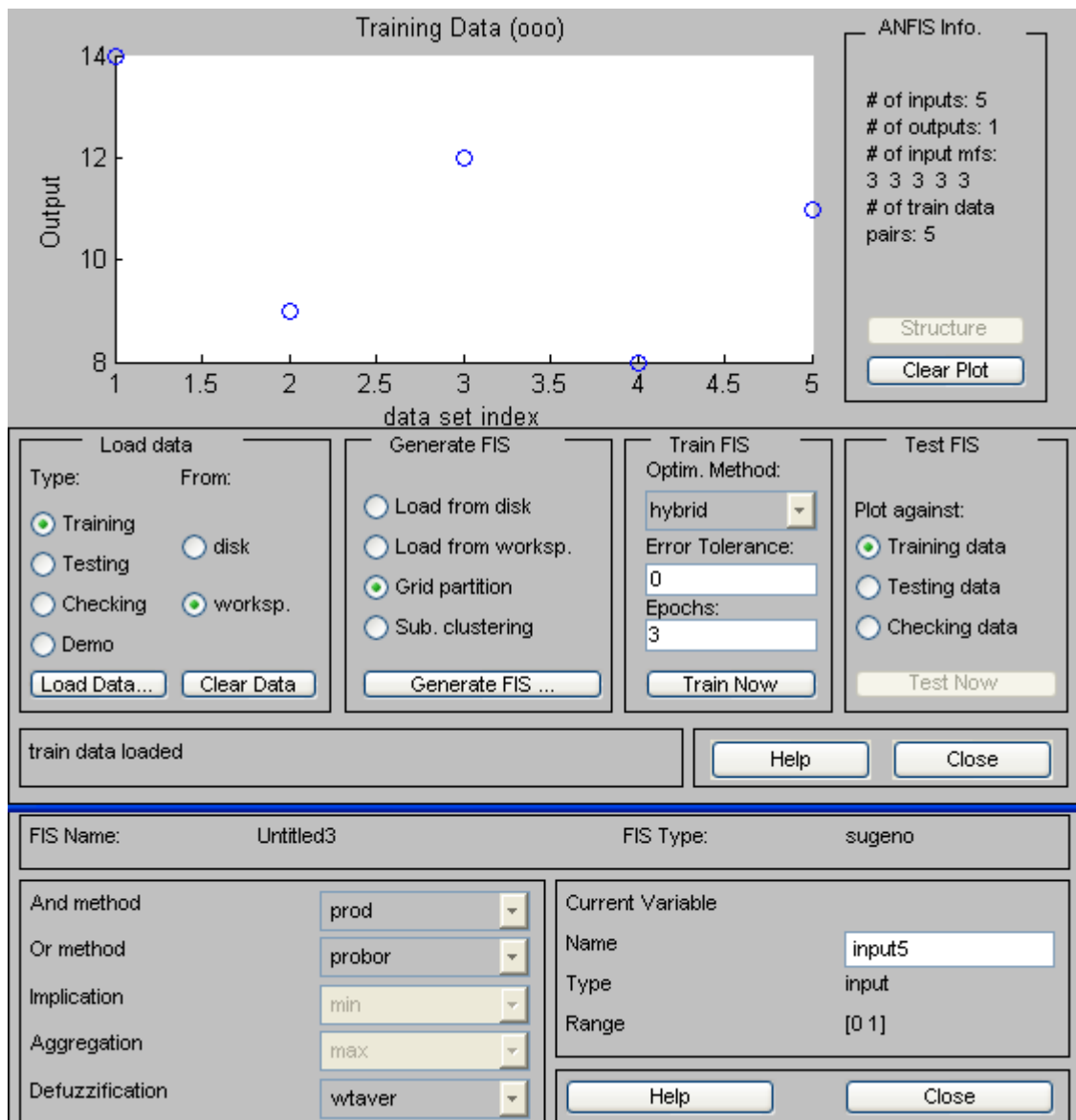


Рисунок 5.1.11–Обучающие данные из таблицы 5.1.2

Для обучения нейронной сети воспользуемся гибридным методом обучения с уровнем ошибки 0, и количеством циклов обучения, равным 500. После окончания обучения получим график зависимости ошибки от числа эпох (рисунок 5.1.12).

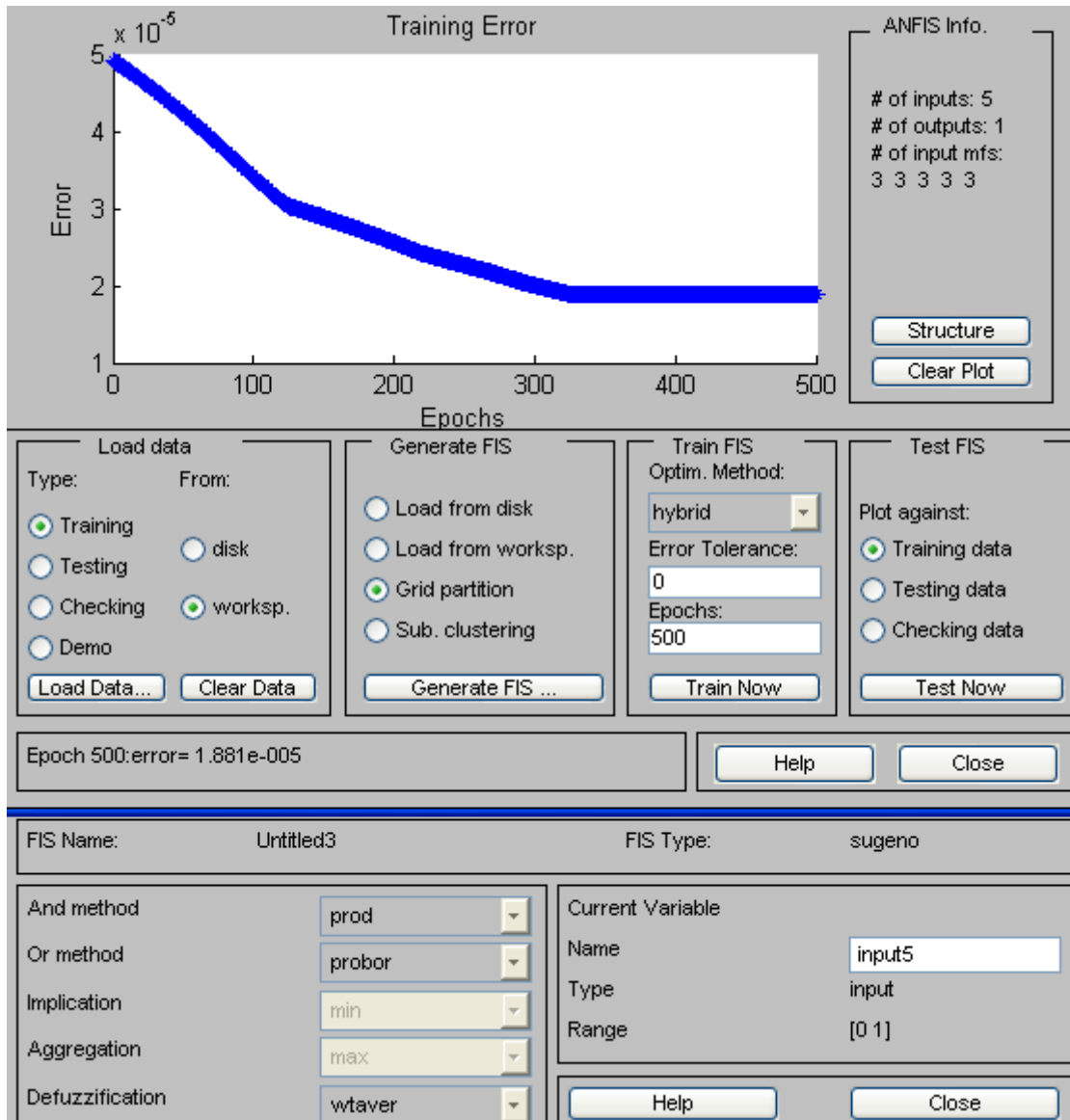


Рисунок 5.1.12– График ошибки обучения

После обучения визуально оценим структуру нейронной сети ANFIS, которая представлена на рисунке 5.1.13.

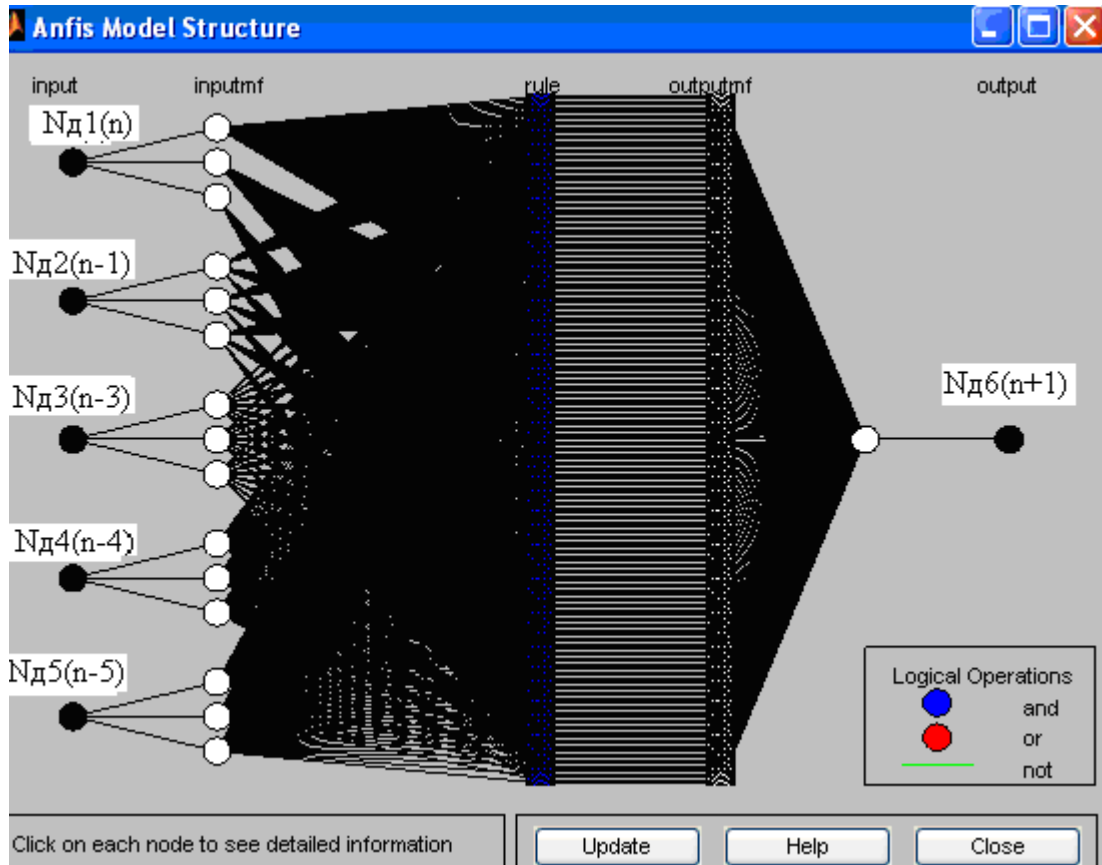


Рисунок 5.1.13– Структура нейронной сети ANFIS

На рисунке 5.1.14 представлен графический интерфейс просмотра правил.

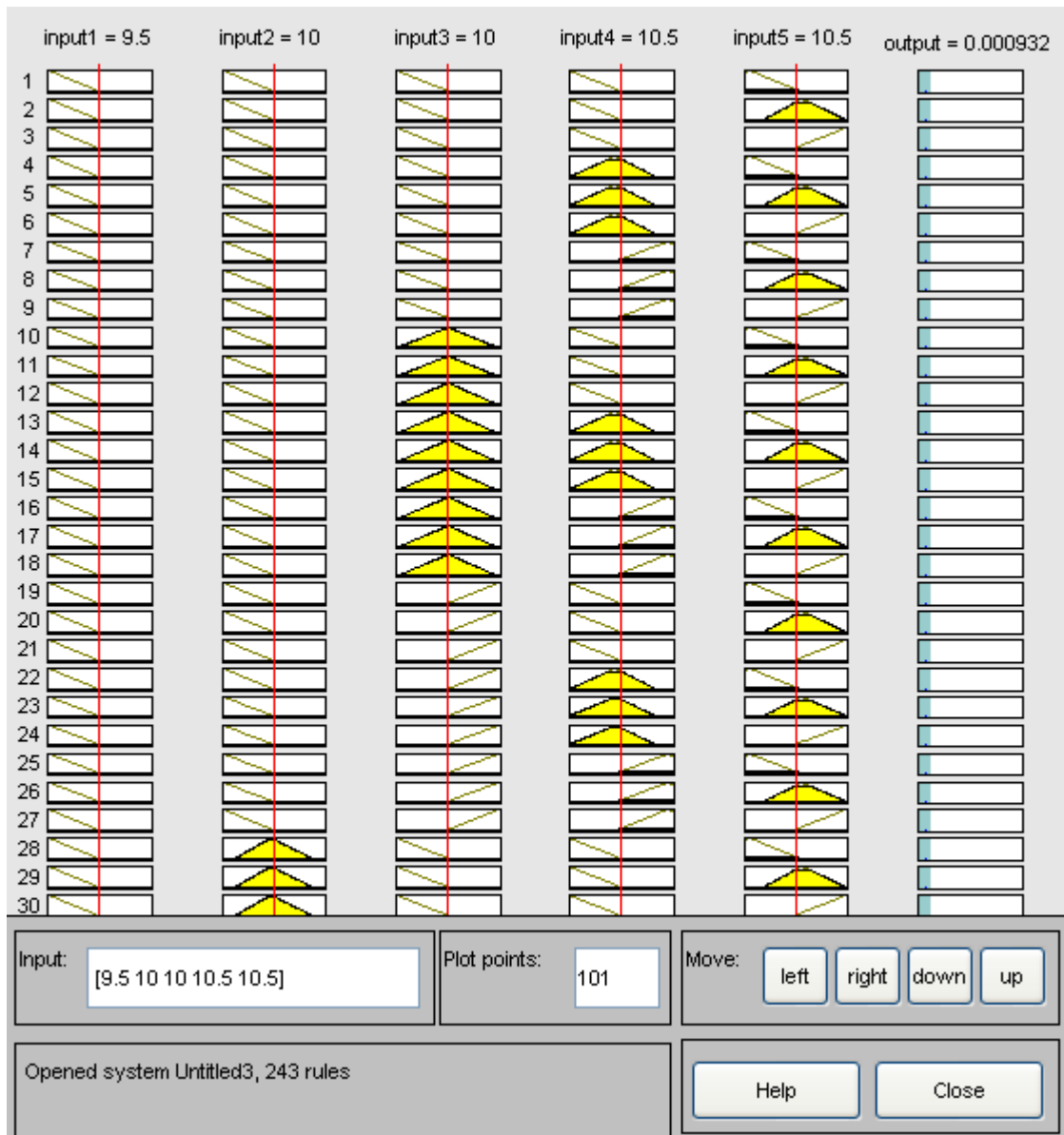


Рисунок 5.1.14– Графический интерфейс для программы просмотра правил

На рисунках: 5.1.15, 5.1.16, 5.1.17, 5.1.18, 5.1.19 представлены поверхности нечеткого вывода для входных и выходных переменных.

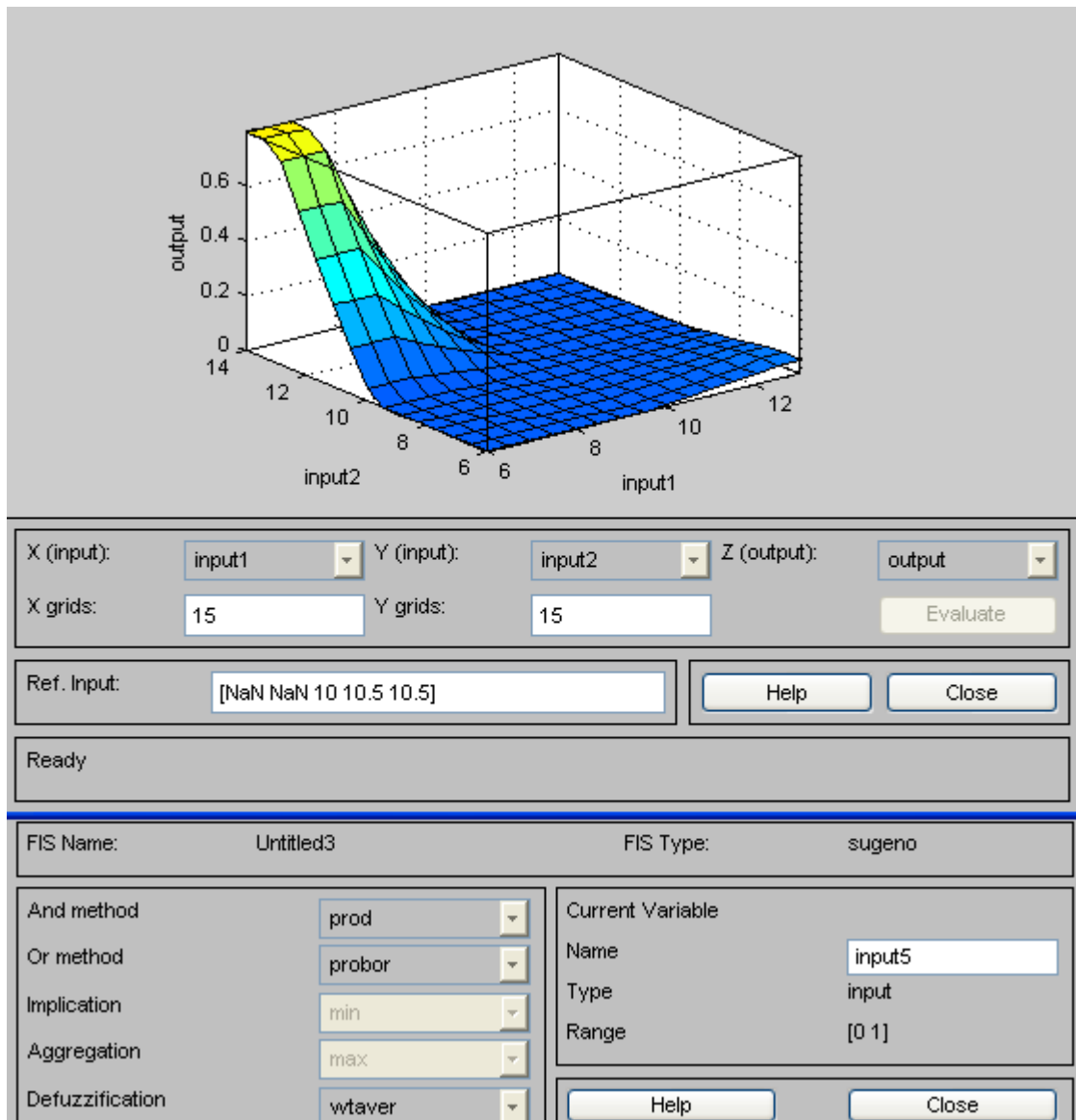


Рисунок 5.1.15 – Поверхность нечеткого вывода для входных переменных input1, input 2 и выходной переменной output

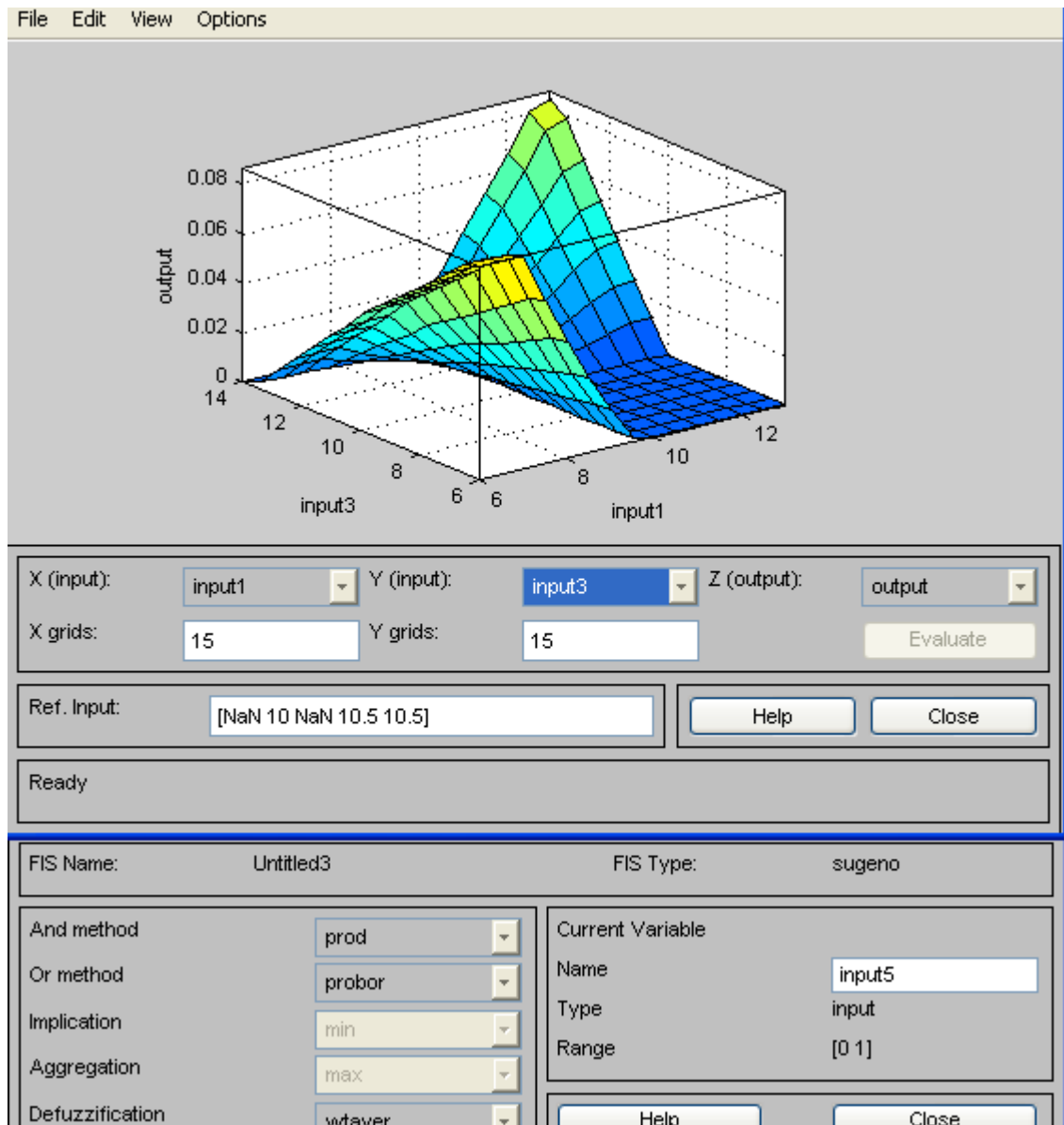


Рисунок 5.1.16 – Поверхность нечеткого вывода для входных переменных input1, input 3 и выходной переменной output

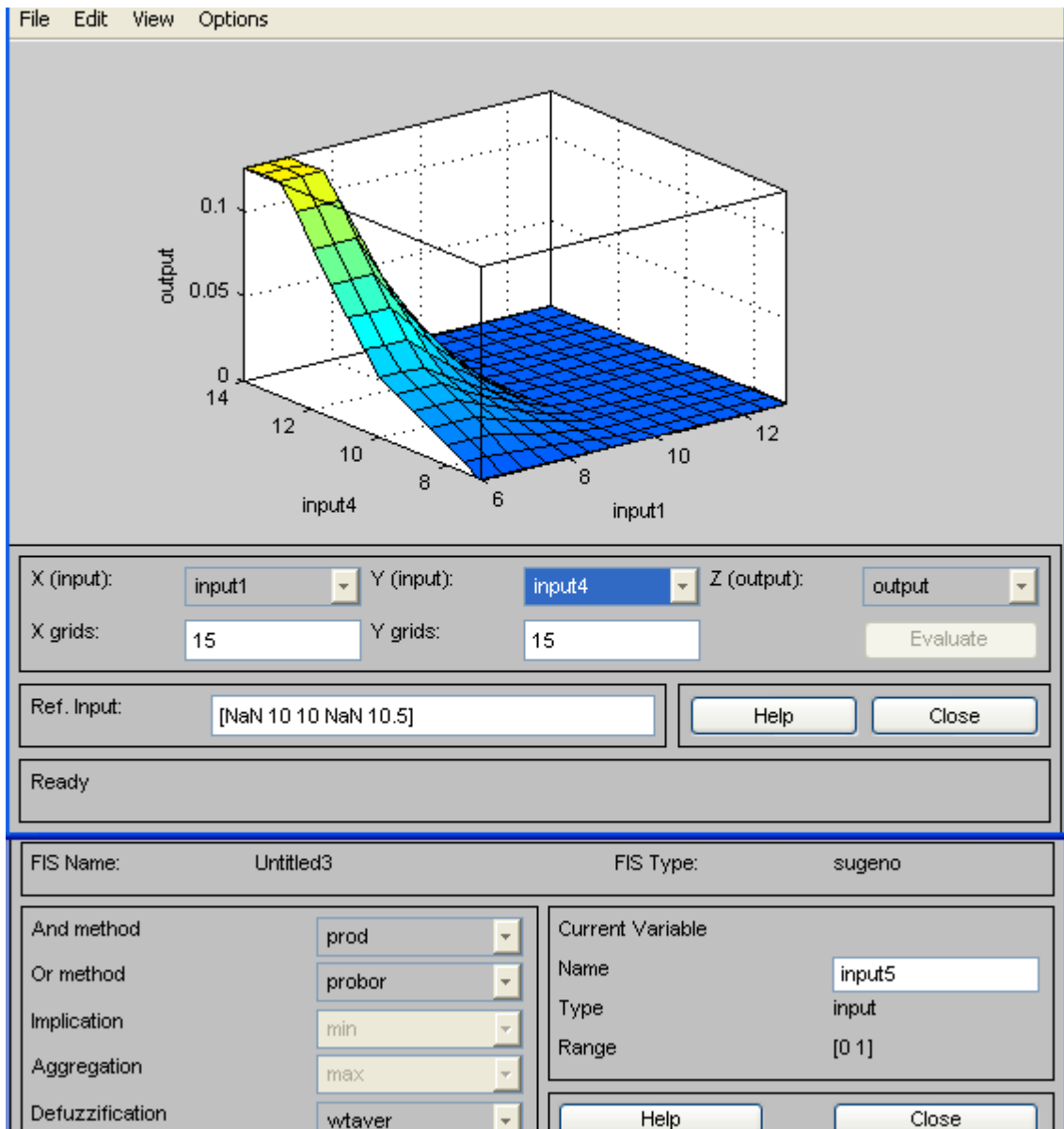


Рисунок 5.1.17– Поверхность нечеткого вывода для входных переменных input1, input 4 и выходной переменной output

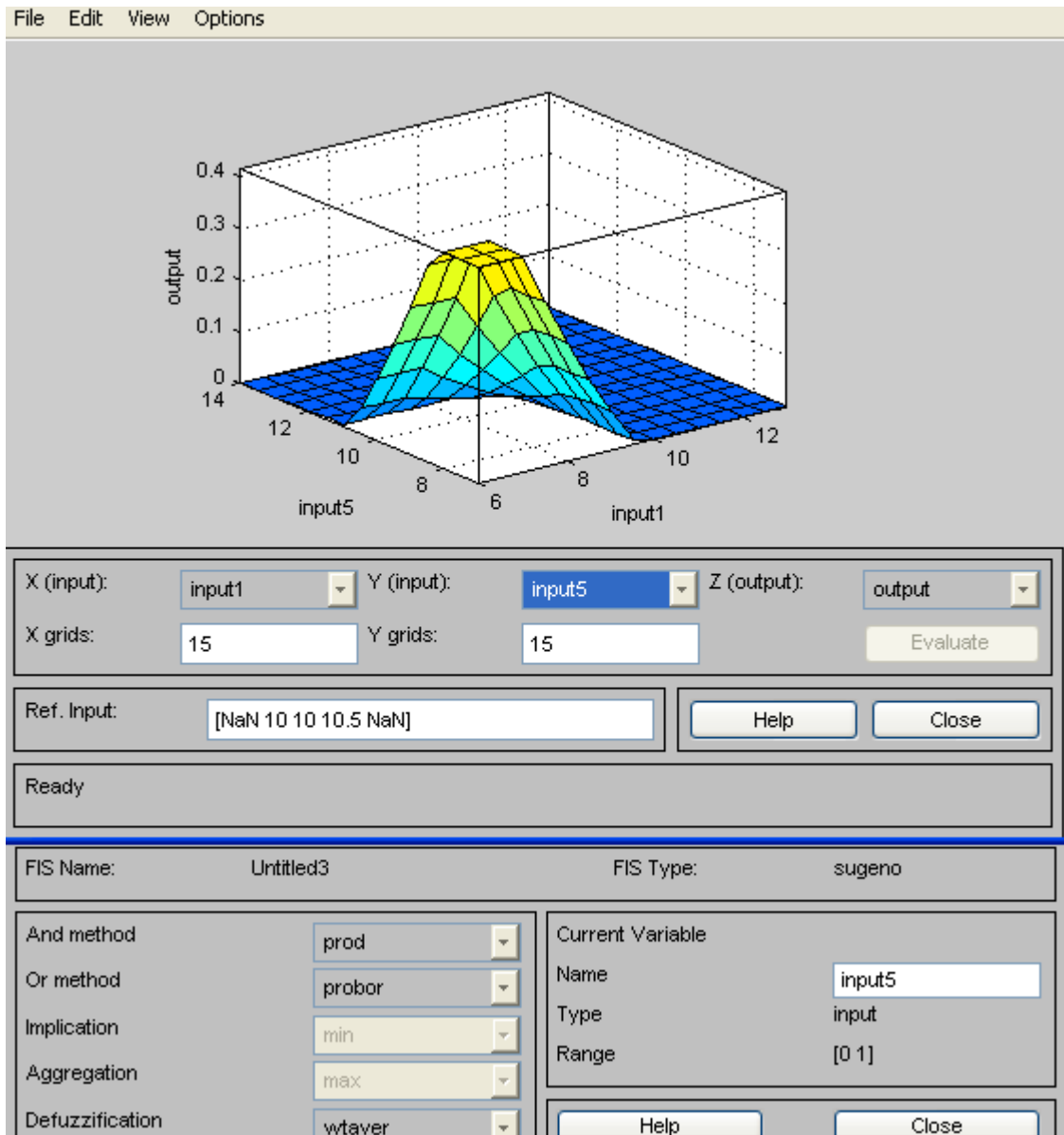


Рисунок 5.1.18– Поверхность нечеткого вывода для входных переменных input1, input 5 и выходной переменной output

Проведем тестирование полученной гибридной сети с нечетким выводом, по данным (таблицы 5.1.2) при помощи команды `out=evalfis(N6)=11` на выходе получаем $N\delta 6(n+1) = 9.7503$

Из данного примера видно, что результаты тестирования показали достаточную высокую степень адекватности реальных и прогнозируемых данных, что позволяет сделать вывод о возможности практического использования нейронной сети ANFIS для нейропрогнозирования параметров ЦСП.

Синтез адаптивного нейрорегулятора АТОННХ для скоростного контура ЦСП

Механическая часть ЦСП, как правило, включает в себя: редуктор, ходовую винтовую пару, перемещаемый узел и направляющие рис.5.1.19. Реальными механическим передачам присущи зазоры и упругие деформации, оказывающие существенное влияние на динамику электропривода. Пренебрежение влиянием упругой деформации на динамические свойства механизма может оказаться недопустимым, особенно в том случае, когда момент инерции механической передачи, приведенной к валу электродвигателя, выше момента инерции якоря электродвигателя. Недопустимость подобного подтверждается на практике: в ряде случаев регуляторы, рассчитанные без учета упругой деформации в механической передаче, не в состоянии обеспечить нормальную работу механизма – переходные процессы затухают сравнительно медленно.

Упрощенная механическая передача может быть представлена в виде последовательного соединения звеньев. Кинематическая схема элементарного механического звена ЦСП изображена на рисунке 5.1.20. На рисунке 5.1.20. обозначено: B_1 – входной и выходной валы звена; φ_1, φ_2 – углы поворота входного и выходного валов звена; $L_{1,2}$ – коэффициент жесткости без инерционного упругого элемента; $H_{1,2}$ – коэффициент демпфирования, характеризующий наличие внутренних сил вязкого трения в упругом элементе; $\Delta_{1,2}$ – без инерционный элемент, характеризующий зазор в зацеплении; ЭЗ – без инерционный элемент зацепления с передаточным числом.

$$i = \varphi_2 / \varphi_1. \quad (5.1.1)$$

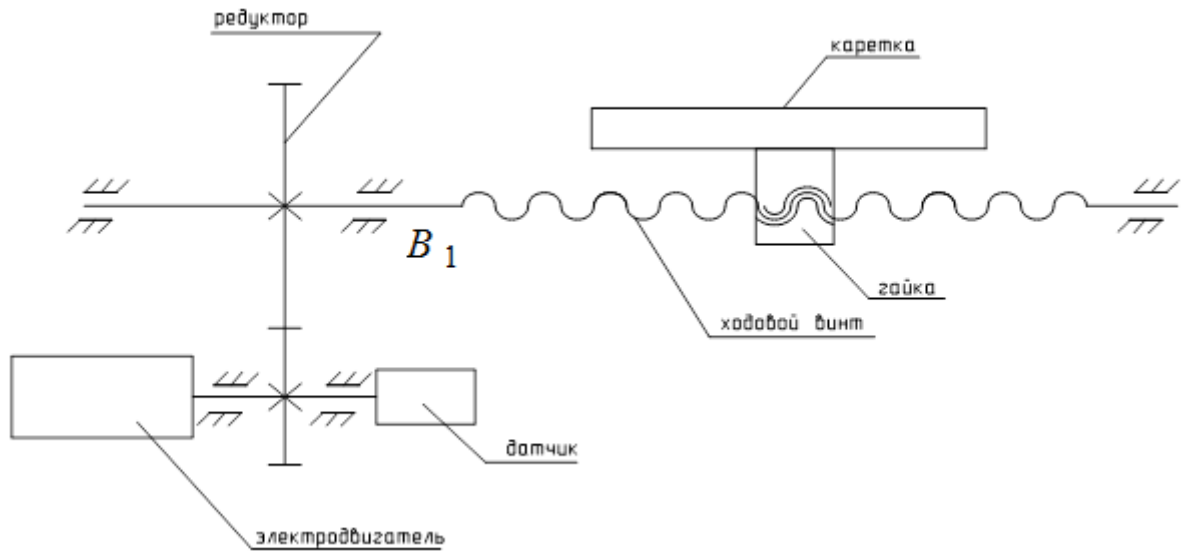


Рисунок 5.1.19 – Механическая часть ЦСП

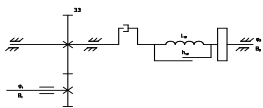


Рисунок 5.1.20– Кинематическая схема механизма

На динамические характеристики ЦСП характерно влияние следующих факторов:

- 1) местоположение датчика скорости;
- 2) движущиеся массы (валов, шестерен и др.), характер их связи с якорем электродвигателя, определяемый жесткостью кинематической цепи;

3) Собственные частоты механической системы, их соотношение с частотами среза микропроцессорного привода.

Электродвигатель соединен с входным валом редуктора муфтой с сильфоном, компенсирующим осевые перекосы. На входном валу расположены две косозубые шестерни, одна из которых передает вращение зубчатому колесу, а вторая осуществляет выборку зазора в передаче за счет относительного осевого смещения под действием тарельчатых пружин. Шариковая винтовая пара сообщает поступательное движение каретке, установленной на замкнутых роликовых направляющих. Датчик скорости установлен на входном валу редуктора.

На первом этапе производится расчет коэффициента жесткости элементов кинематической цепи. При этом учитывается крутильная жесткость элементов цепи, приводимая к эквивалентной жесткости.

Коэффициент жесткости рассчитываем по следующей формуле:

$$l = \frac{M_{кр}}{\varphi} \quad (5.1.2)$$

где φ - угловое смещение;

$M_{кр}$ – крутящий момент.

Коэффициент жесткости винта при положении каретки:

Справа $L_{1,2} = 2,02 \cdot 10^{-6}$ [кГ см/ рад]

В центре $L_{1,2} = 2,05 \cdot 10^{-6}$ [кГ см/ рад]

Слева $L_{1,2} = 3,28 \cdot 10^{-6}$ [кГ см/ рад]

Далее производится расчет моментов инерции и масс вращающихся и поступательно движущихся деталей. Для расчета моментов инерции «жестких цилиндрических деталей» удобно воспользоваться готовой таблицей единичных моментов для участков с разными диаметрами. Для деталей, обладающих значительной протяженностью вдоль оси и подверженных закручиванию, таких как, например, ходовой винт, производится определение приведенного момента инерции $J_{пр}$. причем, для различных положений каретки величина $J_{пр}$ будет различной, т.к.

деформированию закручиванием подвергается только та часть винта, которая находится между зубчатым колесом и шариковой гайкой. Отдельная часть винта практически не деформируется, ее инерционные свойства рассматриваются как жесткое тело. Для подсчета приведенного момента инерции ходового винта он разбивается по длине на ряд участков. Величина каждого приведенного момента инерции $J_{пр}$ определяется по формуле:

$$J_{пр} = \frac{\sum_i^n J_i \varphi_i^2}{\varphi_{пр}^2}, \quad (5.1.3)$$

где J_i – момент инерции;

i –ый участок винта;

φ_1, φ_2 – углы закручивания соответственно i -ого участка винта и участка, к которому производится приведение.

Для удобства описания колебаний механической системы уравнениями движения производится приведение всех моментов инерции к якорю электродвигателя в соответствии с величинами передаточных отношений между якорем электродвигателя (1 вал) и остальными валами:

$$e^1 = e \cdot i^{1/2}; \quad J^1 = J \cdot i^2 \quad (5.1.4)$$

где e^1 и J^1 – коэффициент жесткости и момент инерции, приведенные к первому валу (таблицы: 5.1.3, 5.1.4).

Таблица 5.1.3.

Моменты инерции (исходные данные)

Название элемента	Передаточное отношение	Момент инерции [кГ см ²]	
		Натуральный	приведенный
Якорь электродвигателя	1	$2.05 \cdot 10^{-2}$	$2.05 \cdot 10^{-2}$
Ходовой винт При положении каретки <i>J</i> слева <i>J</i> в центре <i>J</i> справа	3.17	$4.2 \cdot 10^{-2}$ $3.25 \cdot 10^{-2}$ $2.2 \cdot 10^{-2}$	$4.2 \cdot 10^{-3}$ $3.25 \cdot 10^{-3}$ $2.2 \cdot 10^{-3}$

Таблица 5.1.4.

Приведенные параметры механической передачи			
Момент инерции [кГ см ²]	Коэффициент жесткости [кГ м/рад]	Коэффициент т демпфирован ия [кГ см с]	Зазор [рад]
$J_1 = 205 \cdot 10^{-4}$ $J_1 = 100 \div 400 \cdot 10^{-4}$	$L_{1,2} = 6 \div 24 \cdot 10^{-4}$	$H_{1,2} = 10^2$	$\Delta_{1,2} = 0 \div 6 \cdot 10^{-3}$

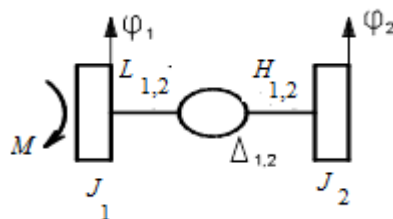


Рисунок 5.1.21 – Двух массовая расчетная схема механической передачи.

Для нормальной работы механической передачи необходим минимальный зазор, который влияет на точность технологических операций. Кроме того, при работе выбор зазора оканчивается упругим ударом.

Структурная схема ЦСП с механической передачей показана на рисунке 5.1.22.

Разработаем систему нечеткого управления для обучения ПИ-нейрорегулятора скоростного контура ЦСП (рисунок 5.1.22), который будет перестраиваться при изменении таких механических параметров как коэффициента жесткости L_{12} , коэффициента демпфирования H_{12} и момента инерции механической передачи J_2 так как в противном случае игнорирование этих изменений может привести к ухудшению статических и динамических характеристик ЦСП.

В качестве исходных данных воспользуемся информацией диаграммы устойчивости рисунке 5.1.22 скоростного контура ЦСП от значения таких входных переменных как коэффициент жесткости $L_{1,2п}$, коэффициента

демпфирования $H_{1.2п}$, момента инерции механической передачи $J_{2п}$ и выходной переменной интегральный коэффициент регулятора $K_{iск}$.

Нечеткая модель гибридной сети будет содержать 3 входные переменные и одну выходную переменную

Данную информацию для удобства представим в табличной форме (таблица 5.1.5).

Таблица 5.1.5.

Первая входная переменная коэффициент жесткости $L_{1.2п}$	Вторая входная переменная коэффициент демпфирования $H_{1.2п}$	Третья входная переменная момент инерции $J_{2п}$	Выходная переменная интегральный коэффициент $K_{iск}$
1	1	1	0.5
2	2	2	1
3	3	3	1.5
4	4	4	2
5	5	5	2.5
6	6	6	3
7	7	7	3.5
8	8	8	4
9	9	9	4.5
10	10	10	5

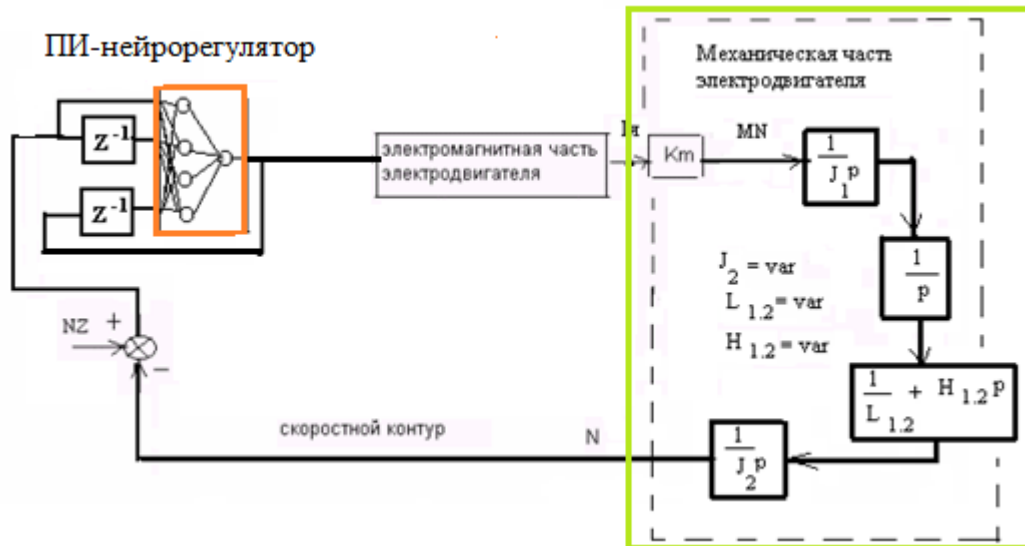


Рисунок 5.1.22 – Скоростной и токовый контура электропривода.

Приведем параметры $L_{1.2}$, $H_{1.2}$, J_2 к безразмерному виду. В качестве базовых единиц возьмем номинальные значения этих параметров.

$$L_{1.2\pi} = L_{1.2} / L_{1.2\text{ном}} \quad (5.1.5),$$

$$H_{1.2\pi} = H_{1.2} / H_{1.2\text{ном}} \quad (5.1.6),$$

$$J_{2\pi} = J_{2\pi} / J_{2\text{ном}} . \quad (5.1.7)$$

На рисунке 5.1.23 представлена область устойчивости в зависимости от параметров как коэффициента жесткости $L_{12\pi}$, коэффициента демпфирования $H_{12\pi}$ и момента инерции механической передачи $J_{2\pi}$ электродвигателя.

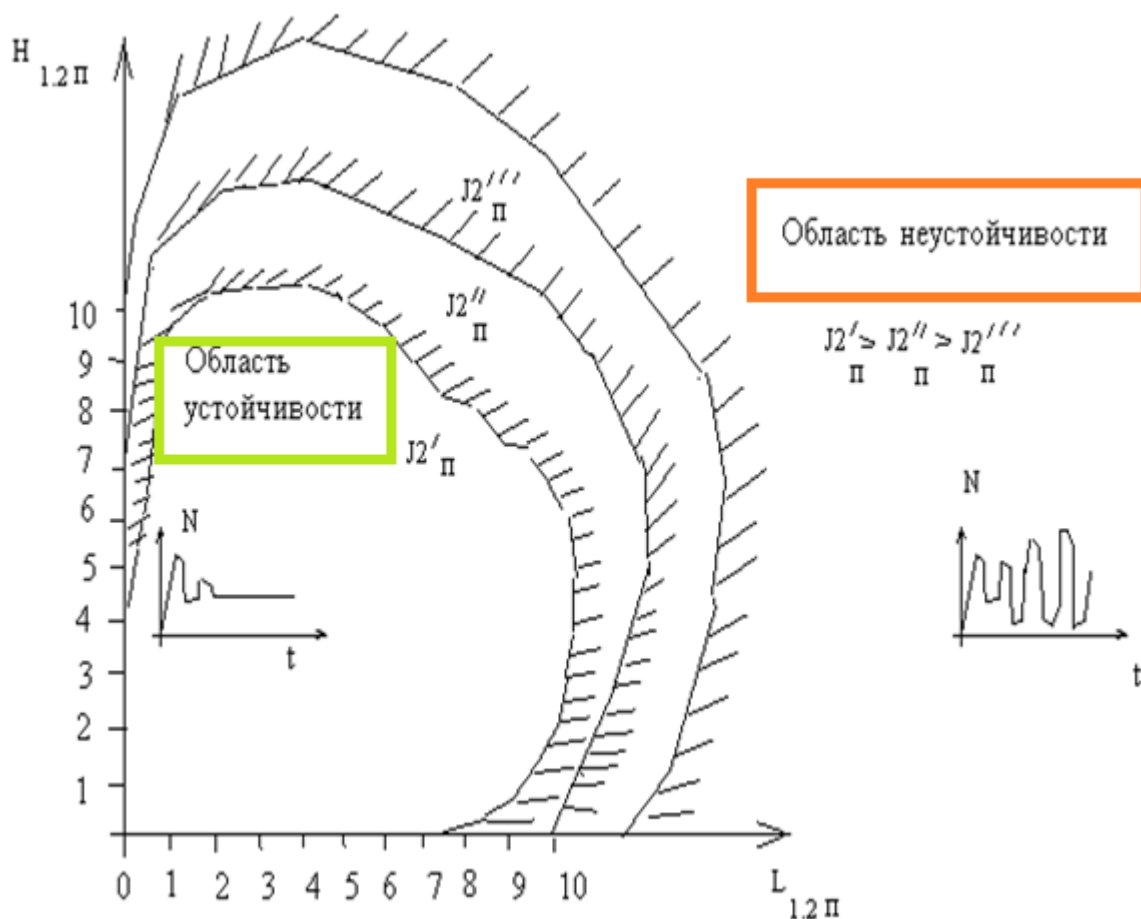


Рисунок 5.1.23– Область устойчивости в зависимости от параметров коэффициента жесткости $L_{12п}$, коэффициента демпфирования $N_{12п}$ и момента инерции механической передачи $J_{2п}$ электродвигателя.

Для создания системы нечеткого управления для обучения ПИ-нейрорегулятора была создана база правил соответствующей системе нечеткого вывода, которая содержит 10 правил продукций следующего вида:

Сохраним обучающую выборку в рабочей области МАТЛАБ переменной $p2$.

p2 =

1.0000	1.0000	1.0000	0.5000
2.0000	2.0000	2.0000	1.0000
3.0000	3.0000	3.0000	1.5000
4.0000	4.0000	4.0000	2.0000
5.0000	5.0000	5.0000	2.5000
6.0000	6.0000	6.0000	3.0000
7.0000	7.0000	7.0000	3.3000
8.0000	8.0000	8.0000	4.0000
9.0000	9.0000	9.0000	4.5000
10.0000	10.0000	10.0000	5.0000

Разработка нейронной сети ANFIS (3/1)

Заходим в редактор нечеткого вывода *FIS* с помощью функции *fuzzy*.

В качестве исходных данных используются значения трех входных и одной выходной переменной (нейронная сеть 3//1) (рисунок 5.1.24).

При разработке системы нечеткого управления была создана база правил соответствующей системы нечеткого вывода, которая содержит 10 правил продукций.

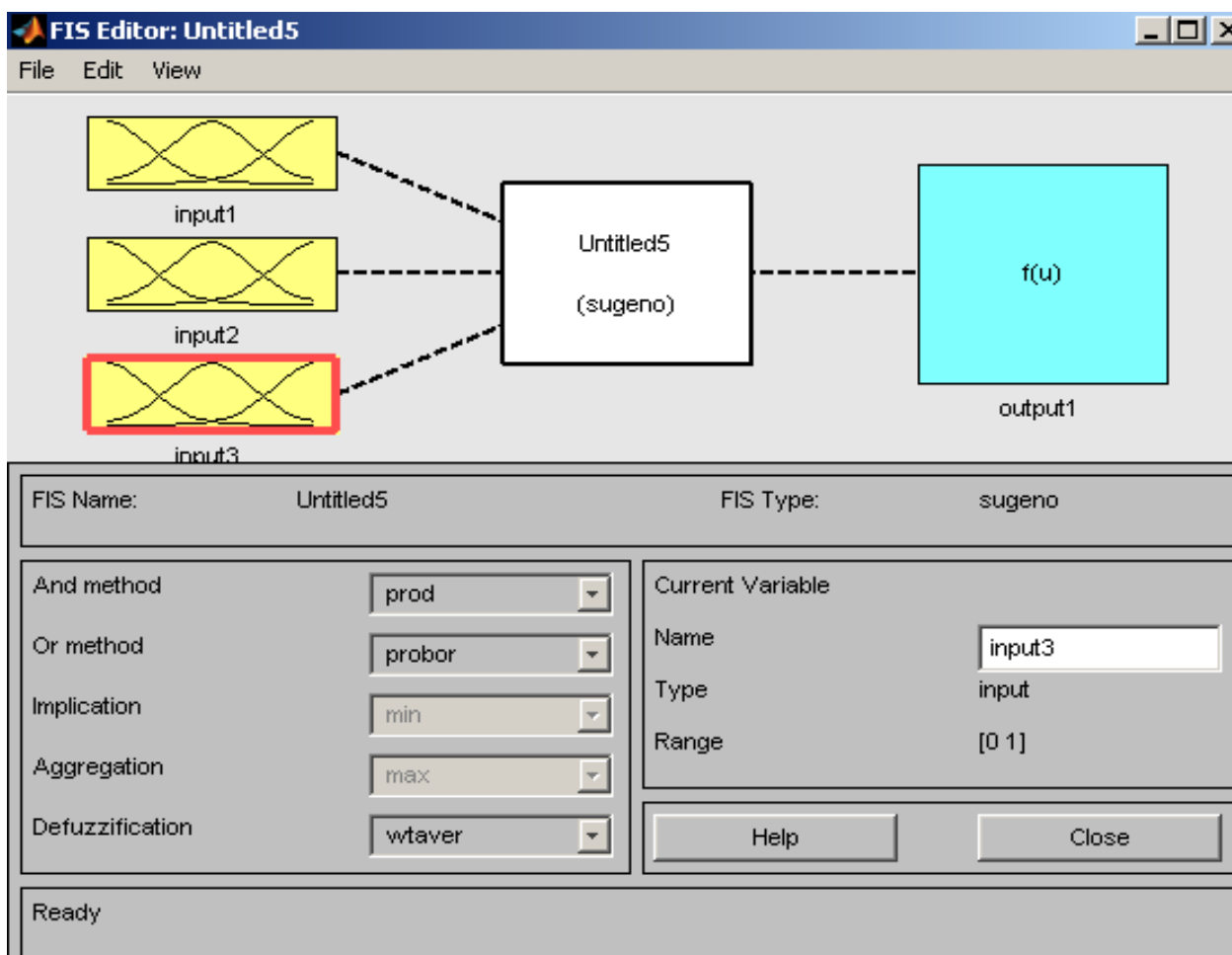


Рисунок 5.1.24– Нейронная сеть ANFIS (3/1)

Выбор лингвистических термов

В качестве терм-множества первой лингвистической переменной используется множество $T_1 = \{ \text{«минимальное»}, \text{«среднее»}, \text{«высокое»} \}$ $T_1 = (mf1, mf2, mf3)$.

В качестве терм-множества второй лингвистической переменной используется множество $T_2 = \{ \text{«минимальное»}, \text{«среднее»}, \text{«высокое»} \}$ $T_2 = (mf1, mf2, mf3)$.

В качестве терм-множества третьей лингвистической переменной используется множество $T_3 = \{ \text{«минимальное»}, \text{«среднее»}, \text{«высокое»} \}$ $T_3 = (mf1, mf2, mf3)$.

В качестве терм-множества выходной лингвистической переменной используется множество $T_4 = \{ \text{«минимальное»}, \text{«среднее»}, \text{«высокое»} \}$

$$T_4 = (mf1, mf2, mf3).$$

Разработку системы нечеткого управления будем выполнять с использованием моделирования в среде MATLAB (*fuzzy TECH*). С этой целью откроем редактор системы нечетких выводов (*FISE ditor*) и определим

Используем систему нечеткого вывода типа Мамдани. Далее определяем функцию принадлежности термов для каждой из переменных систем нечеткого вывода. Для этой цели воспользуемся редактором функций принадлежности системы нечеткого вывода (*Membership Function Editor*).

Для первой входной переменной «input1» следует определить 4 терма, изменив диапазон значений переменной и параметры треугольных функций принадлежности термов.

Вид графического интерфейса редактора функций принадлежности после задания входных переменных изображен на рисунке 5.1.25.

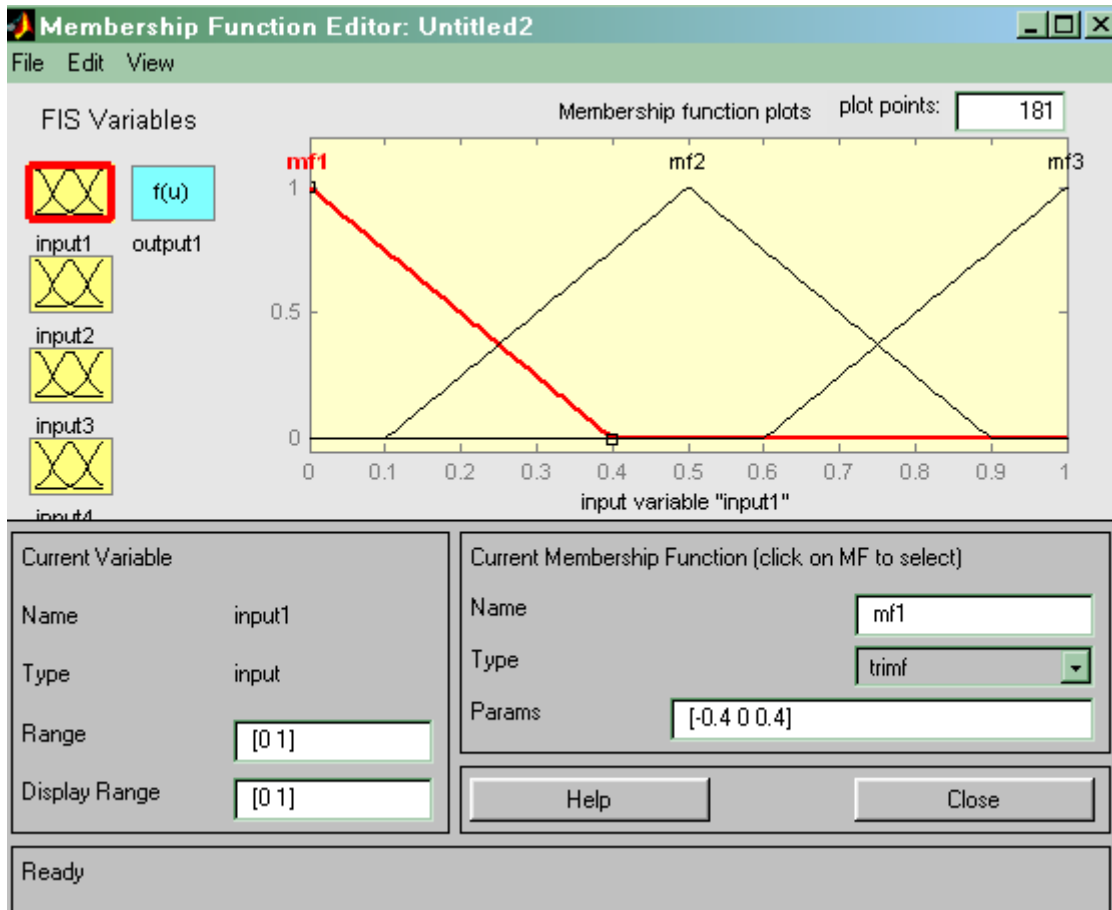


Рисунок 5.1.25. –Функции принадлежности

Формирование базы правил, выбор функций принадлежности для входных и выходных переменных

Введем обучающую выборку p_2 в редактор *FNIS*. Перед генерацией структуры Сугено после вызова диалогового окна свойств зададим для каждой из входных переменных по 3 лингвистических термина, а в качестве типа их функций принадлежности выбираем треугольные функции. В качестве функции принадлежности зададим линейную функцию (рисунок 5.1.26).

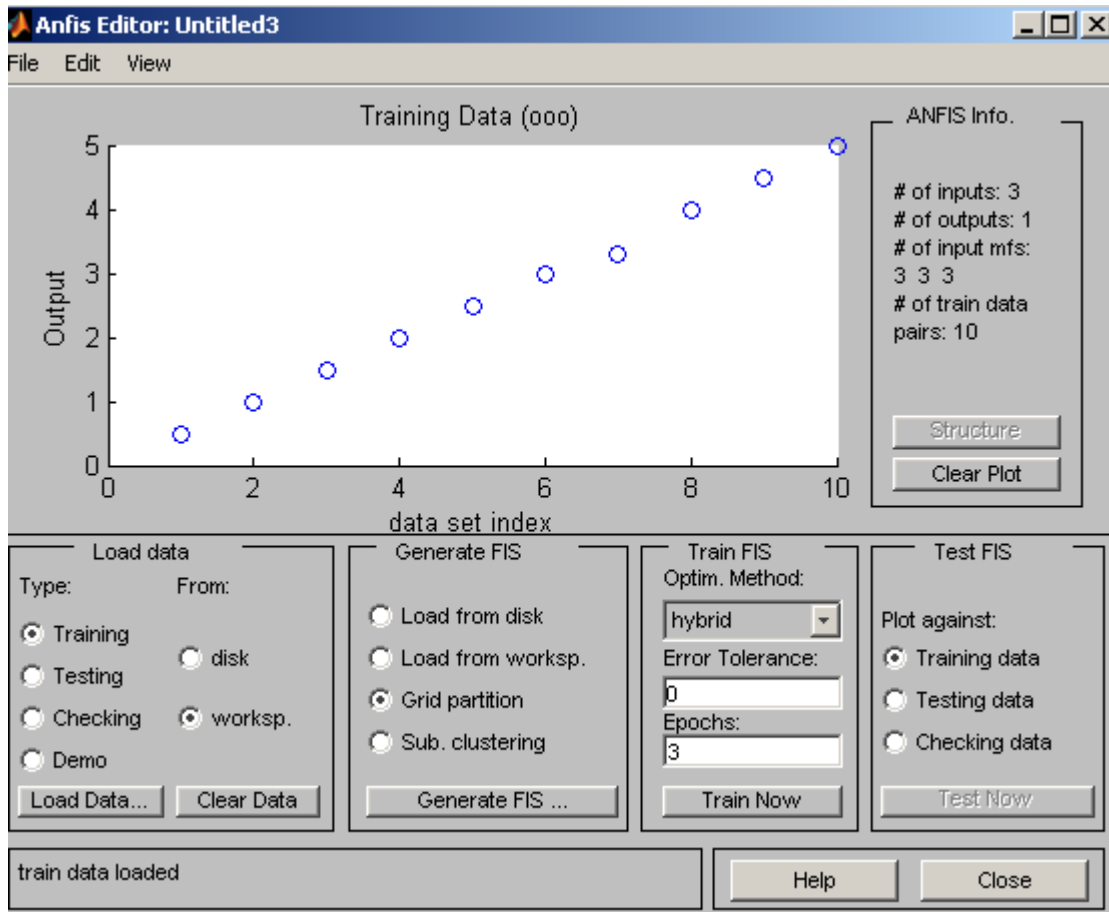


Рисунок 5.1.26– Обучающая выборка

На рисунке 5.1.27 представлена ошибка обучения нейронной сети ANFIS.

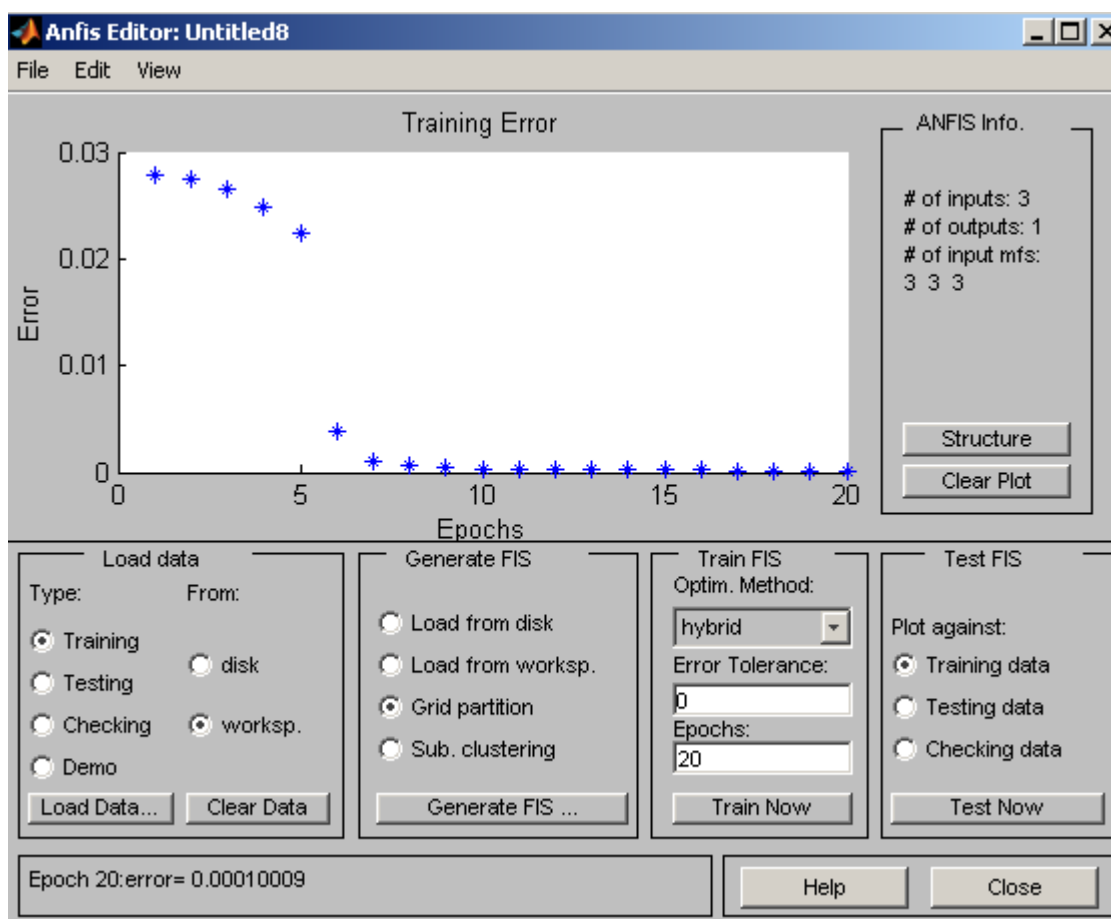


Рисунок 5.1 2.27 – Ошибка обучения гибридной нейронной сети ANFIS

После окончания обучения данной гибридной нейронной сети выполним анализ графика ошибки обучения, который показывает, что обучение практически закончилось после семи циклов. После обучения можно визуально оценить структуру построенной нечеткой гибридной нейронной сети ANFIS (3/1) (рисунок 5.1.28).

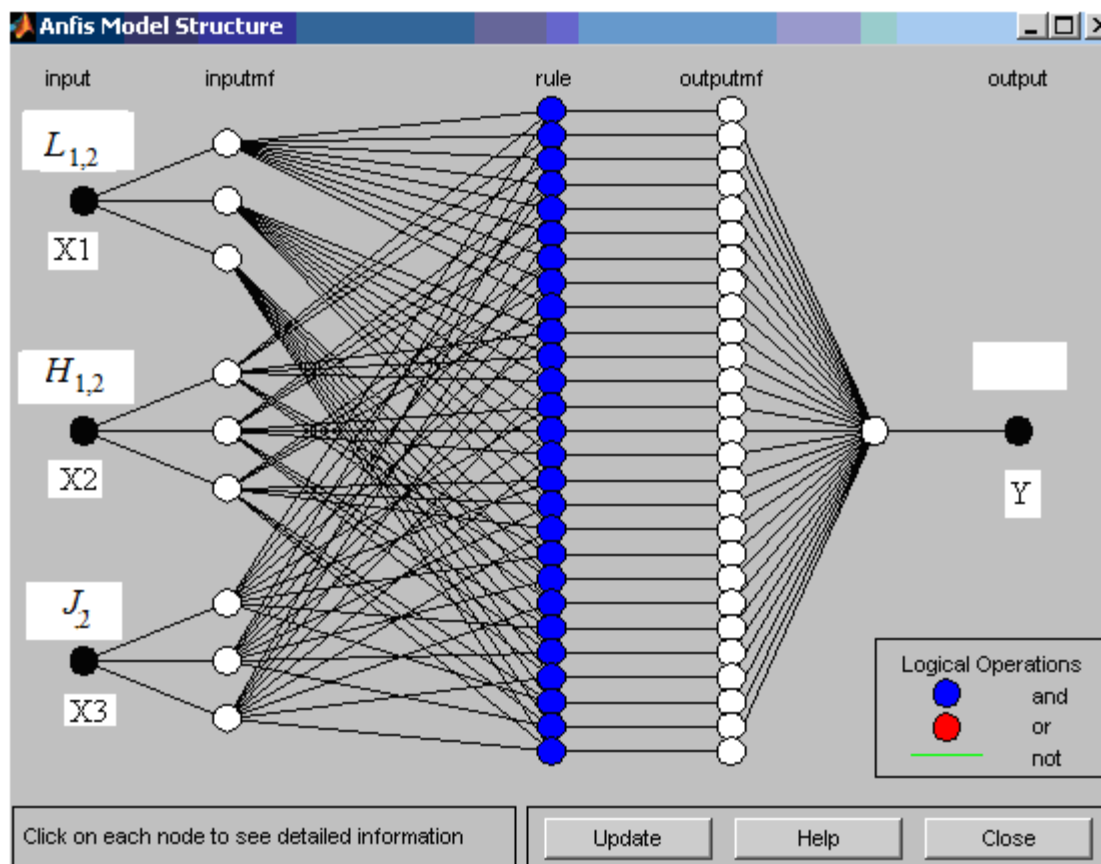


Рисунок 5.1.28 – Структура нейронной сети ANFIS (3/1)

Слой 1 Input-входной слой гибридной нейронной сети для фазификации.

Слой 2 Inputmf-выходы нейронов этого слоя представляют собой значения функций принадлежности при конкретных значениях входов.

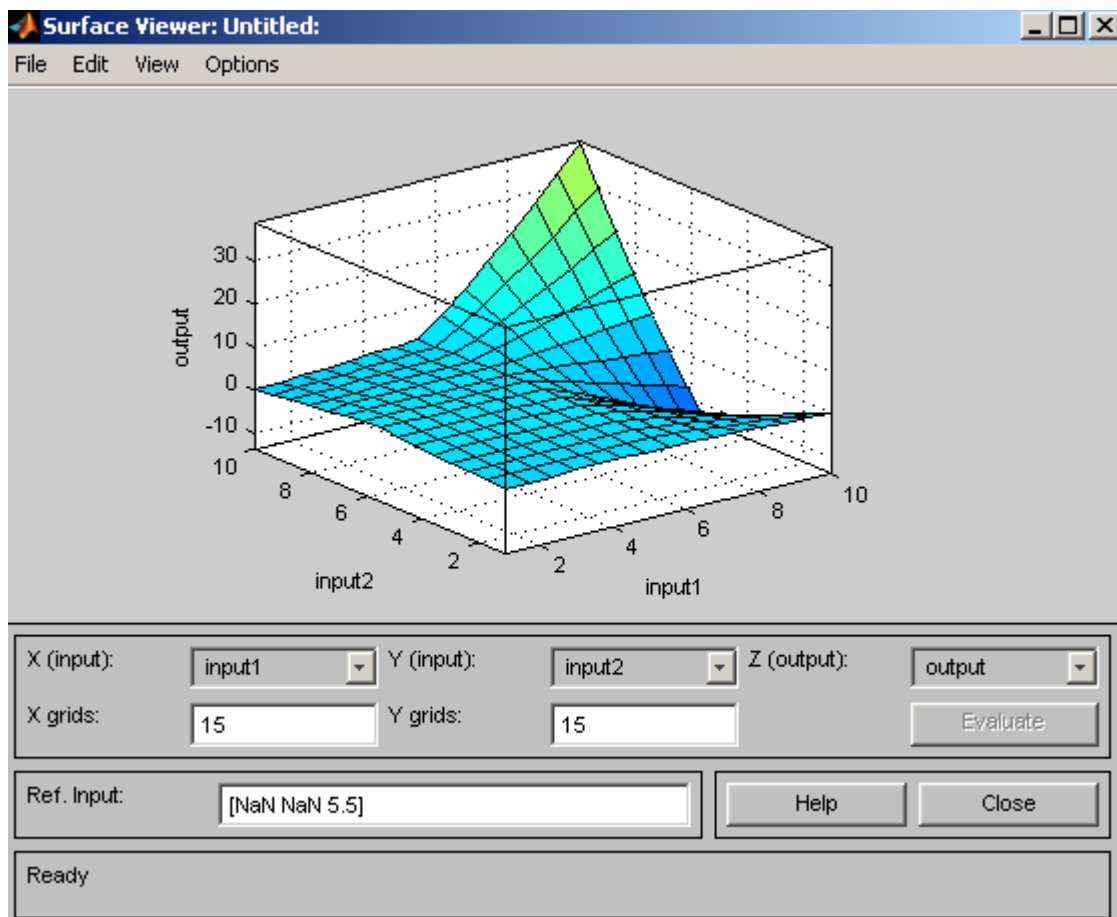
Слой 3 Rule-выходами нейронов этого слоя являются степени истинности предпосылок каждого правила базы значений системы. Все нейроны этого слоя могут реализовывать произвольную L- норму для моделирования операции «И».

Слой 4 Outputmf- нейроны этого слоя вычисляют и формируют значения выходов переменных.

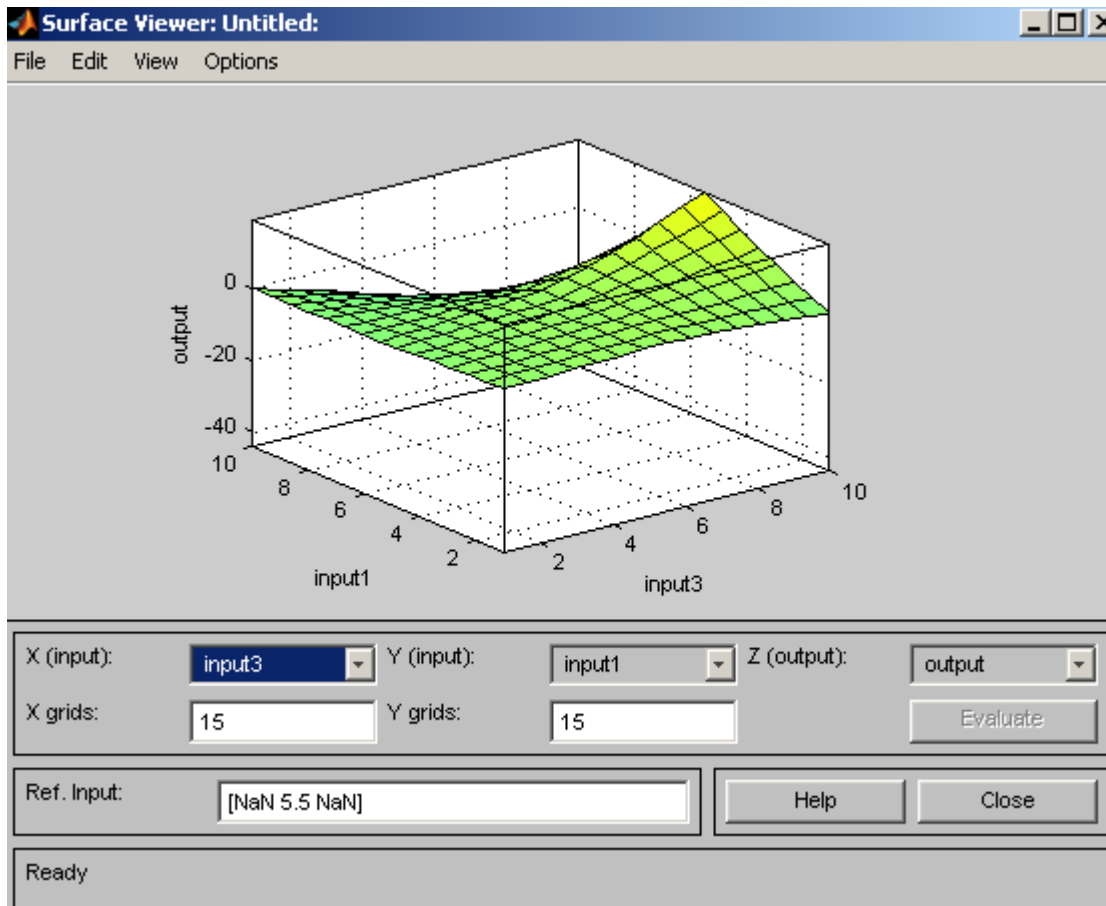
Слой 5 Output-нейроны данного слоя выполняют операцию дефазификации.

Далее проводим Анализ построенной системы нечеткого вывода с графическим построением поверхности нечеткого вывода;

На рисунках 5.1.29 (а, б) представлены поверхности системы нечеткого вывода.



(a)



(б)

Рисунки 5.1.29. (а, б) – Поверхности системы нечеткого вывода

На рисунке.5.1.30 представлена система нейруправления скоростным контуром ЦСП. Обучение нейрорегулятора выполняет нейронная сеть ANFIS.

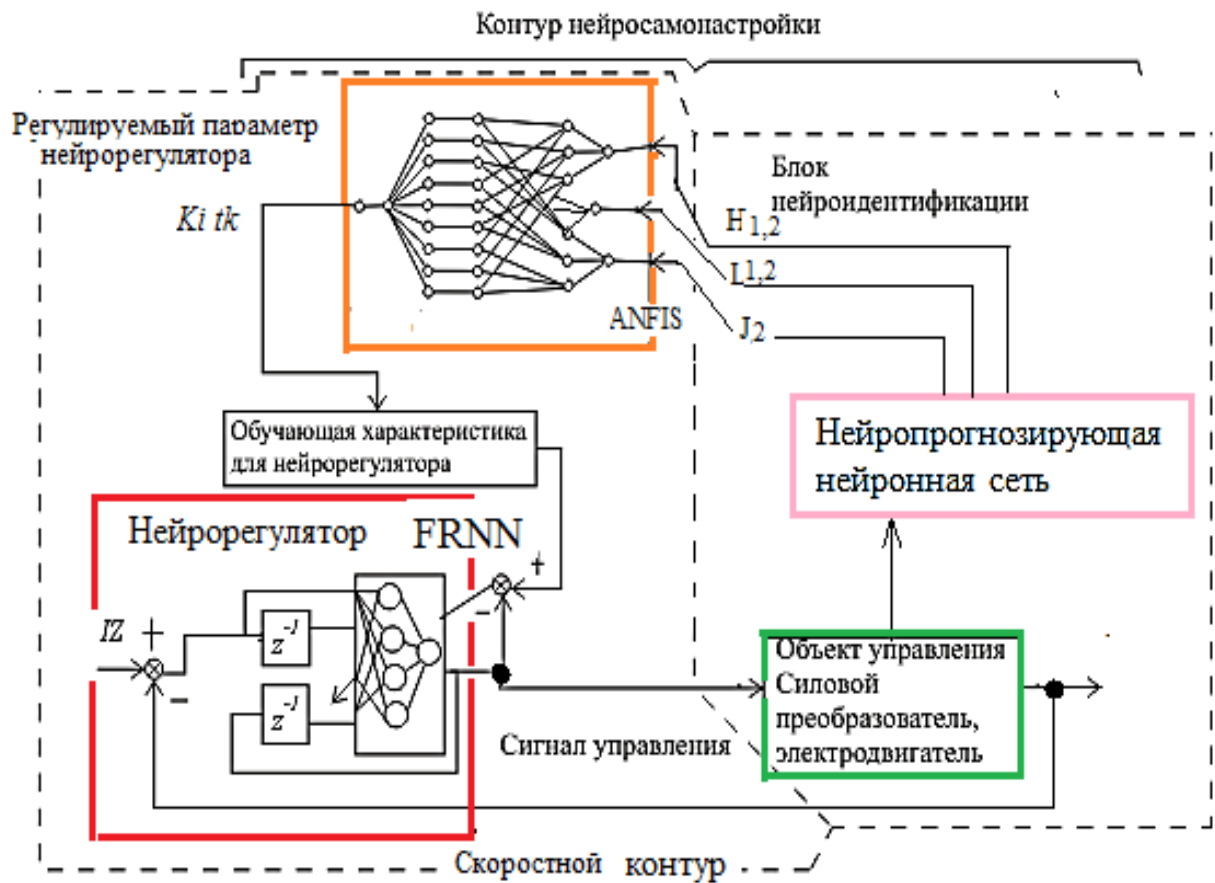
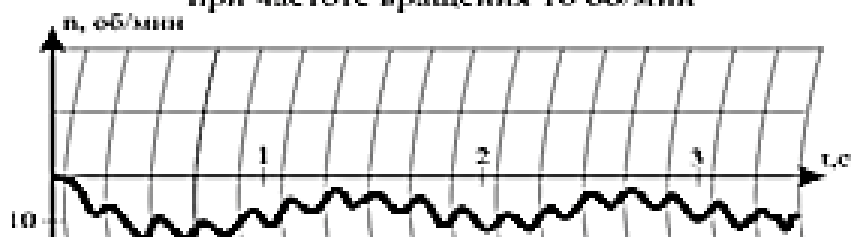


Рисунок 5.1.30 – Система нейруправления скоростным контуром ЦСП на базе ансамблей нейронных сетей ANFIS, FRNN

**Экспериментальное исследование и сравнение работы ЦСП
с традиционным классическим регулятором
и нейрорегулятором**

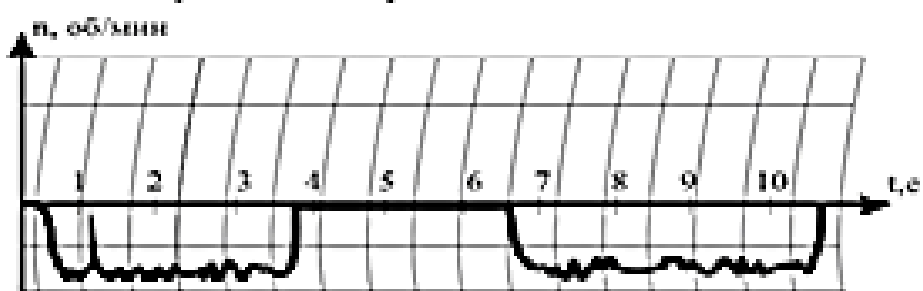
На рисунках 5.1.31 (а, б) представлены осциллограммы работы ЦСП с традиционным классическим регулятором (а) и нейрорегулятором (б) при частоте и вращения 1 об/мин.

Работа промышленного станочного электропривода
фирмы Митсубиси
при частоте вращения 10 об/мин



(а)

Работа станочного электропривода
с нейрорегулированием
при частоте вращения 10 об/мин




(б)

Рисунки 5.1.31 (а, б) – Работа ЦСП с традиционными классическим регулятором (а) и нейрорегулятором (б) при частоте и вращения 1 об/мин

Анализируя приведенные осциллограммы (рисунки.5.1.31 (а, б)) можно сделать заключение, что разработанные методы нейроуправления для ЦСП металлорежущих станков с ЧПУ позволяют повысить точность поддержания частоты вращения вала электродвигателя на 10% .

Результаты научно-обоснованных предложений, перспективных систем разработки и исследования нейроуправления ЦСП для металлорежущих станков подтверждены актами внедрения:

УТВЕРЖДАЮ
Заместитель
Генерального директора
ОАО "Электропривод"


Иванов В. В.

" 12 " сентября 2007 г.

АКТ

о внедрении результатов докторской диссертационной работы
В.М. Буянкина

Настоящий АКТ составлен в том, что при анализе и разработке комплексов управления регулируемых электроприводов были использованы результаты докторской диссертационной работы В.М.Буянкина:

1. Алгоритмы на базе теории нейроидентификации статических и динамических характеристик объектов регулирования:

электродвигателей постоянного тока,
асинхронных электродвигателей,
синхронных электродвигателей.

При цифровом моделировании автором показано, что нейронные сети обеспечивают решение задач нейроидентификации с высокой степенью точности распознавания статических и динамических характеристик.

Разработанные нейрорегуляторы необходимы для дальнейшего создания систем управления электроприводами.

2. Разработанные алгоритмы на базе теории синтеза нейрорегуляторов для многоконтурных систем управления электроприводами.

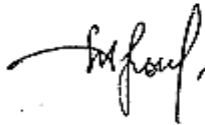
Анализ устойчивой работы и особенности применения нейрорегуляторов в замкнутых контурах.

В работе показано, что нейрорегуляторы самонастраиваются при изменении параметров объекта управления. Информация об изменении параметров объекта управления сравнивается с оптимальными желаемыми характеристиками эталонной модели; вырабатываются сигналы обучения для нейрорегуляторов, которые обеспечивают необходимые оптимальные

3. Результаты синтеза систем управления с нечеткими нейрорегуляторами, которые обеспечивают лучшие показатели качества по сравнению с традиционными четкими регуляторами.

4. Работа Буякина В. М. является перспективным направлением для построения нечетких систем управления с гибридными нейронными сетями.

Заведующий лабораторией,
кандидат технических наук



Дронов А. С.

Ведущий научный сотрудник,
кандидат технических наук



Придатков А. Г.

“ УТВЕРЖДАЮ “

Генеральный директор

ООО Научно-производственная фирма

“Системы автоматического управления неопознанными объектами”

ООО НПФ “САУНО”

доктор физ.-мат. наук М.Х. Магомедов

“1” *Март* 2013 г.



о внедрении результатов диссертационной работы Буянкина Виктора Михайловича: “Нейросетевые методы повышения точности систем управления техническими объектами с нелинейными и нечеткими характеристиками”, представленной на соискание ученой степени доктора технических наук, в научно-исследовательских разработках ООО НПФ “САУНО”

В диссертационной работе решена научная проблема повышения точности работы технических объектов с нелинейными и нечеткими характеристиками, имеющая важное народнохозяйственное значение, разработаны и созданы модели, алгоритмы и программы нейроадаптивных систем управления технологическими процессами с учетом неполной исходной информации.

1. Разработанный Буянкиным В.М. метод синтеза нейропрогнозирующего нейроидентификатора с использованием гибридных нейронных сетей с нечеткой логикой при неполных и неточных нелинейных статических и динамических характеристиках технических объектов ансамблем нейронных сетей позволил повысить точность работы электроприводов для фрезерных станков с ЧПУ на 10%.

2. Разработанная Буянкиным В.М. методика синтеза нейроадаптивных нейрорегуляторов с использованием бинарных нечетких множеств на базе нейропрогнозирующих нейроидентификаторов для систем управления техническими объектами с желаемыми характеристиками повысила качество работы электроприводов на 15%.

3. Системы нейроруления, работающие в условиях неполной информации о трении, люфтах в механических передачах улучшают работу электроприводов при низких частотах вращения вала электродвигателя (от 50б/мин до 0,10б/мин) и уменьшают коэффициент неравномерности частоты вращения на 20% .

Применение нейросетевых методов и разработка новых систем нейроруления позволяет скомпенсировать нелинейности, улучшить статические и динамические характеристики сложных технических объектов с нечеткими характеристиками. Рассмотренные подходы Буянкина В.М. по разработке систем нейроруления являются перспективным направлением в науке и технике.

Заведующий лабораторией

электрооборудования к.т.н.

/ А.Е. Громов /

5.2. Компьютерное моделирование, разработка, идентификация, исследование НСУ манипуляторами роботов

Результаты диссертационной работы отражены в отчетах при выполнении совместно с кафедрой "Системы автоматизированного проектирования" МГТУ им. Н.Э. Баумана проекта №2. 12/1509, проекта №2. 12/1509, мероприятие 2., раздел 2.1, подраздел 2.1.2 "Разработка научных основ построения мехатронных технологических машин на базе многосекционных манипуляторов типа "Хобот", согласно аналитической ведомственной целевой программе "Развитие научного потенциала высшей школы (2009-2010 годы)", акт о внедрении от 07. 03. 2011г.

Нейроидентификация мехатроники трипода

Механизм мехатроники трипода представлен на рис.5.2.1. С основанием связана неподвижная система координат $AXYZ$, ось AX которой проходит через точку A_3 , ось AU вертикальна и проходит через точку B , ось AZ дополняет оси AX , AU до правой тройки. С платформой жестко связана подвижная система координат $Bxyz$, ось Bx которой проходит через точку B_3 , ось Bu перпендикулярна плоскости платформы, ось Bz дополняет оси Bx , Bu до правой тройки. Ориентация платформы относительно основания определяется углами Эйлера φ , χ (рисунок 5.2.2) [28, 30].



Рисунок 5.2.1– Мехатроника трипода

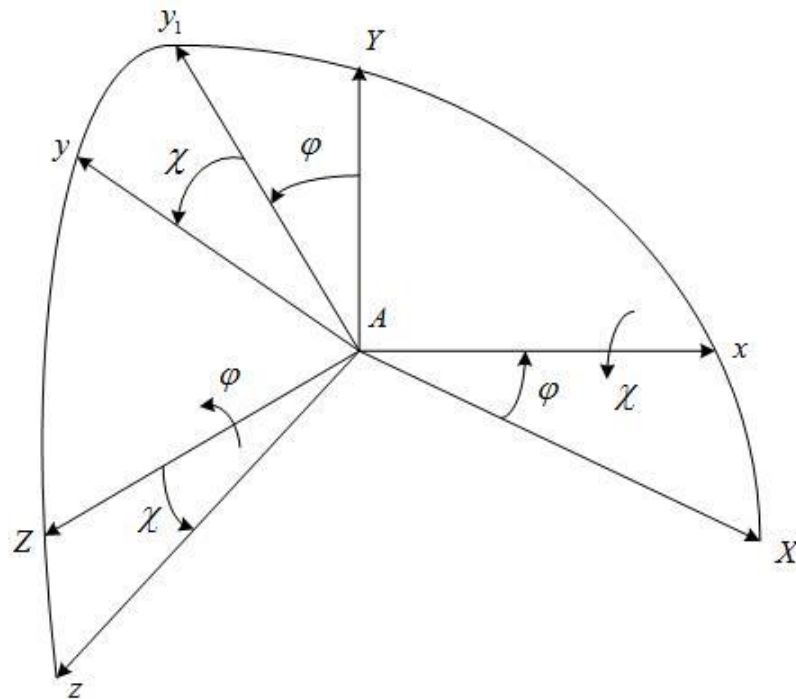


Рисунок 5.2.2– Используемые системы координат

Динамика трипода описывается системой обыкновенных дифференциальных уравнений [4],5,31].

$$M \ddot{h} = -Mg + F_1 \cos \gamma_{1,2} + F_2 \cos \gamma_{2,2} + F_3 \cos \gamma_{3,2}, \quad (5.2.1)$$

$$J \ddot{\varphi} = \frac{b}{2} F_1 \sum_{i=1}^3 c_{i,1,1}(\varphi, \chi) \gamma_{1,i} + \frac{b}{2} F_2 \sum_{i=1}^3 c_{i,1,2}(\varphi, \chi) \gamma_{2,i} + r F_3 \sum_{i=1}^3 c_{i,1,3}(\varphi, \chi) \gamma_{3,i}, \quad (5.2.2)$$

$$J \ddot{\chi} = \frac{b}{2} F_1 \sum_{i=1}^3 c_{i,2,1}(\varphi, \chi) \gamma_{1,i} + \frac{b}{2} F_2 \sum_{i=1}^3 c_{i,2,2}(\varphi, \chi) \gamma_{2,i} + \rho F_3 \sum_{i=1}^3 c_{i,2,3}(\varphi, \chi) \gamma_{3,i}, \quad (5.2.3)$$

где приняты следующие обозначения: $M = const$ - масса платформы; g - ускорение свободного падения; F_1, F_2, F_3 - усилия, развиваемые приводами соответствующих штанг; $\gamma_{i,1}, \gamma_{i,2}, \gamma_{i,3}$ - компоненты угла γ_i , $i \in [1:3]$.

Платформа, как твердое тело, полагается симметричной относительно оси $Ву$, так что ее моменты инерции J_x, J_z равны между собой: $J_x = J_z = J$.

Функции $c_{i,j,k}(\varphi, \chi)$, $i, j, k \in [1:3]$ определены в работах [112 – 114].

Обобщенными координатами модели механизма являются величины h, φ, χ

Формирование обучающей выборки

Нейросетевая идентификация рассматриваемого механизма выполнена для случая, когда изменение во времени обобщенных координат h, φ, χ имеет характер прямоугольного импульса. Передний и задний фронты этого импульса описываются с помощью непрерывной и гладкой аппроксимации ступенчатой функции (функции Хэвисайда) вида:

$$\tilde{H}(t, s) = \frac{1}{1 + e^{-2p(t-s)}}, \quad (5.2.4)$$

где большему p соответствует большая скорость возрастания функции в точке $t = s$.

Говоря более строго, обучающая выборка строится на основе функций $h(t)$, $\varphi(t)$, $\chi(t)$, изменяющихся во времени по импульсному закону

$$x(t) = \begin{cases} \frac{f}{1 + e^{p(t-s)}} + q, & t \leq (s + 3), \\ f + q, & (s + 3) < t < (s + 6), \\ \frac{f}{1 + e^{-p(t-s)}} + q, & t \geq (s + 6), \end{cases} \quad (5.2.5)$$

где f – амплитуда импульса, q – смещение.

Далее нам понадобятся первая и вторая производные функции (5.2.5). Ограничимся выражениями, определяющими указанные производные для переднего и заднего фронтов этой функции, соответственно:

$$\frac{dx(t,s)}{dt} = \mp \frac{fpe^{\pm p(t-s)}}{(1 + e^{\pm p(t-s)})^2}; \quad \frac{d^2x(t,s)}{dt^2} = -\frac{fp^2e^{\pm p(t-s)}(1 - e^{\pm p(t-s)})}{(1 + e^{\pm p(t-s)})^3} \quad (5.2.6).$$

$$\{h_{i_1}(t), i_1 \in [1:10]\}, \{\varphi_{i_2}(t), i_2 \in [1:10]\}, \{\chi_{i_3}(t), i_3 \in [1:10]\}$$

Обучающая выборка представляет собой совокупность импульсных функций, параметры которых f, p, s, q представлены в таблице 5.2.1..

Таблица 5.2.1–Значения параметров обучающей выборки для трипода

Функция	i_1, i_2, i_3	f	p	s	q
$h_{i_1}(t)$	1	0,00	-1,2	4,0	1,0
	2	0,20	-1,2	4,0	1,0
	3	0,20	-1,8	4,0	1,0
	4	0,08	-2,0	4,0	1,0
	5	0,10	-2,0	4,0	1,0
	6	0,12	-2,0	4,0	1,0
	7	0,14	-2,0	4,0	1,0
	8	0,16	-2,0	4,0	1,0
	9	0,18	-2,0	4,0	1,0
	10	0,20	-2,0	4,0	1,0
$\varphi_{i_2}(t)$,	1	0	-1,2	4,0	0,0
	2	$\pi/3$	-1,2	4,0	0,0
	3	$\pi/3$	-1,8	4,0	0,0
	4	$2\pi/15$	-2,0	4,0	0,0

$\chi_{i_3}(t)$	5	$\pi/6$	-2,0	4,0	0,0
	6	$\pi/5$	-2,0	4,0	0,0
	7	$7\pi/30$	-2,0	4,0	0,0
	8	$4\pi/15$	-2,0	4,0	0,0
	9	$3\pi/10$	-2,0	4,0	0,0
	10	$\pi/3$	-2,0	4,0	0,0

Для отыскания усилий в штангах $F_1(t)$, $F_2(t)$, $F_3(t)$, соответствующих указанным законам изменения обобщенных координат, функции $h_i(t)$, $\varphi_{i_2}(t)$, $\chi_{i_3}(t)$ дважды продифференцируем по времени и подставим результаты в систему уравнений (5.2.7 – 5.2.9). Полученные в итоге уравнения имеют вид:

$$M \ddot{h}_i = -Mg + F_{1,I} \cos \gamma_{1,2,I} + F_{2,I} \cos \gamma_{2,2,I} + F_{3,I} \cos \gamma_{3,2,I}, \quad (5.2.7)$$

$$J \ddot{\varphi}_{i_2} = \frac{b}{2} F_{1,I} \sum_{j=1}^3 c_{j,1,1}(\varphi_I, \chi_I) \gamma_{1,j,I} + \frac{b}{2} F_{2,I} \sum_{j=1}^3 c_{j,1,2}(\varphi_I, \chi_I) \gamma_{2,j,I} + \\ + r F_{3,I} \sum_{j=1}^3 c_{j,1,3}(\varphi_I, \chi_I) \gamma_{3,j,I}, \quad (5.2.8)$$

$$J \ddot{\chi}_{i_3} = \frac{b}{2} F_{1,I} \sum_{j=1}^3 c_{j,2,1}(\varphi_I, \varphi_I) \gamma_{1,j,I} + \frac{b}{2} F_{2,I} \sum_{j=1}^3 c_{j,2,2}(\varphi_I, \chi_I) \gamma_{2,j,I} + \\ + r F_{3,I} \sum_{j=1}^3 c_{j,2,3}(\varphi_I, \chi_I) \gamma_{3,j,I}, \quad (5.2.9),$$

где $I = (i_1, i_2, i_3)$ - мультииндекс.

На рисунке 5.2.3.представлена обучающая выборка для трипода

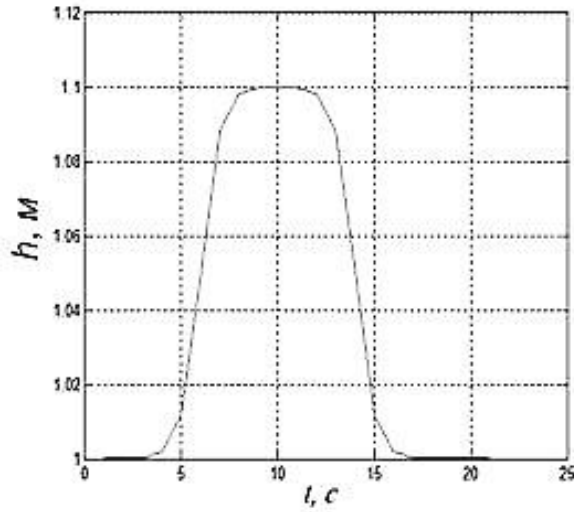
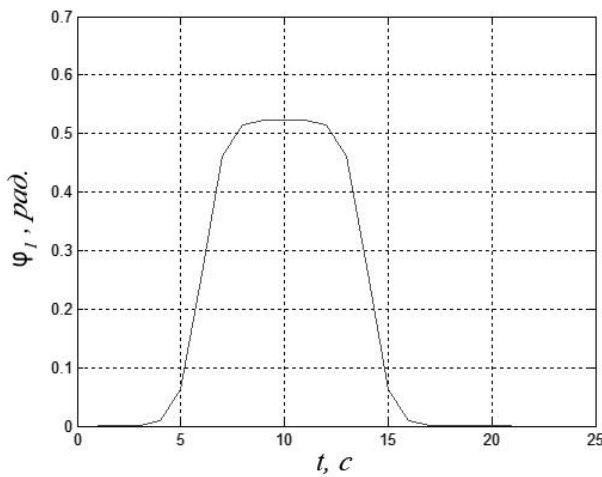
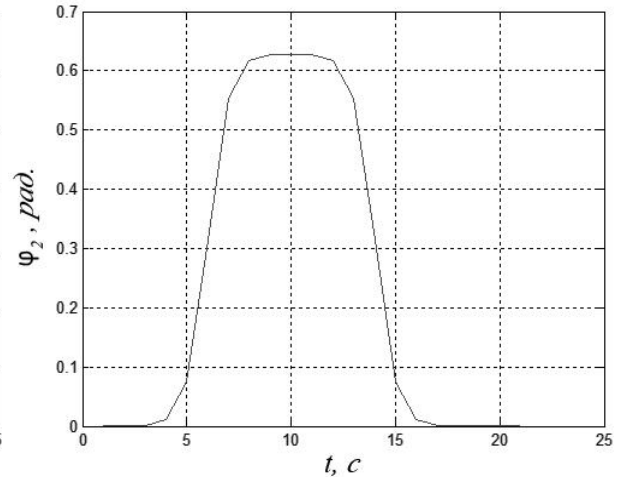
а) - вид функции $h_{i_1}(t)$ б) - вид функции $\varphi_{i_2}(t)$ в) - вид функции $\chi_{i_3}(t)$

Рисунок 5.2.3 – Обучающая выборка для трипода 3

В каждый момент времени t уравнения (5.2.7-5.2.9) образуют систему трех линейных алгебраических уравнений относительно значений усилий F_1, F_2, F_3 в этот момент времени. Решения системы (5.2.7-5.2.9) на некоторой временной сетке Δ окончательно формируют обучающую выборку, представляющую собой совокупность значений обобщенных координат $h_{i_1}(t)$, $\varphi_{i_2}(t)$, $\chi_{i_3}(t)$, $i_1, i_2, i_3 \in [1:10]$ и соответствующих им силовых воздействий $F_{1,l}(t)$, $F_{2,l}(t)$, $F_{3,l}(t)$ в узлах указанной сетки.

Построение нейронной сети

Для создания нейронной сети используем *MatLab*-функцию *newnarx* (P, T, n, m, N) пакета *Neural Network Toolbox*. Функция создает двухслойную однонаправленную *NARX* нейронную сеть с обратной связью по выходу. Параметры вызова функции содержат следующую информацию: P – матрица, состоящая из набора входных векторов силовых воздействий $F_{1,I}(t), F_{2,I}(t), F_{3,I}(t)$; T – матрица, состоящая из набора соответствующих выходных векторов обобщенных координат $h_{i_1}(t), \varphi_{i_2}(t), \chi_{i_3}(t)$, m, n – число временных задержек по входам и выходам сети соответственно; N – число нейронов в скрытом слое сети.

Используем сигмоидальные функции активации

$$\text{logsig}(x) = \frac{1}{(1 + e^{-x})}, \quad (5.2.10)$$

которые позволяют использовать в качестве алгоритма обучения высокоэффективный алгоритм обратного распространения ошибки [30]. Вид функции активации нейронов задаем с помощью поля *transferFcn* структуры *net.layers{n}*. Максимально допустимый вес входа нейрона, который он может получить в процессе обучения нейронной сети, задаем в поле *tu_max* структуры *net.trainParam*.

Обучение нейронной сети реализуем методом обратного распространения ошибки Левенберга-Марквардта с помощью функции *trainlm* (*net, P, T*). В качестве критерия выхода из цикла обучения используем достижение заданного числа эпох обучения или допустимой ошибки обучения. Процесс обучения построенной *NARX* нейронной сети с помощью этого метода иллюстрирует рис.5.2.4, где E_φ – средняя квадратичная ошибка обучения (*mse*) по координате $\varphi(t)$, а j – номер эпохи обучения.

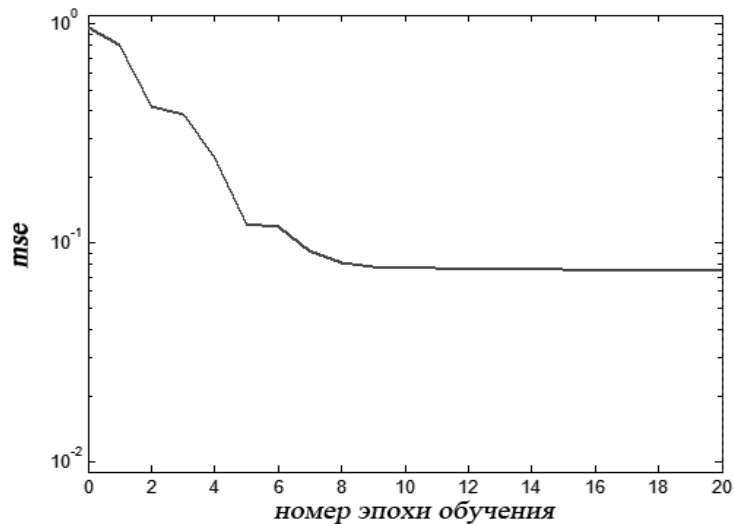


Рисунок 5.2.4 – К обучению нейронной сети, идентифицирующей трипод 3

Исследование эффективности

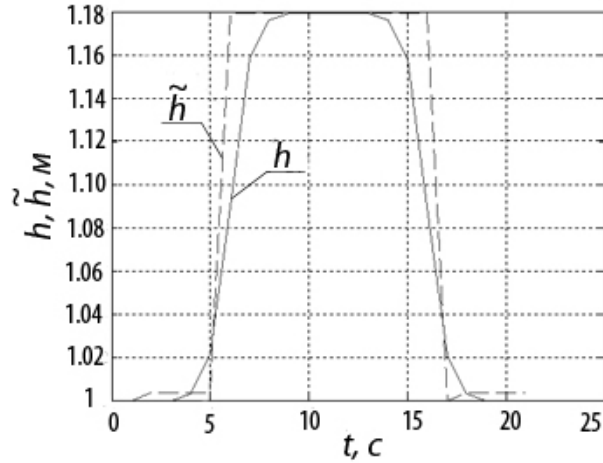
Эффективность нейросетевой аппроксимации системы в значительной мере зависит от весов нейронов, с которых начинается обучение нейронной сети. Поэтому в работе используется десятикратное обучение используемых нейронных сетей из случайных начальных значений этих весов. В качестве результата обучения используется сеть, обеспечивающая минимальную ошибку обучения. По результатам исследования наилучшие показатели точности были получены с помощью сети с шестью нейронами в скрытом слое.

Эффективность нейросетевой идентификации трипода 3 иллюстрирует рисунок 5.2.5, на котором $x(t)$, $\tilde{x}(t)$ - значения обобщенной координаты x , полученные в результате интегрирования системы (5.2.7-5.2.9) и ее нейросетевой аппроксимации соответственно; $x(t) \in \{h(t), \varphi(t), \chi(t)\}$.

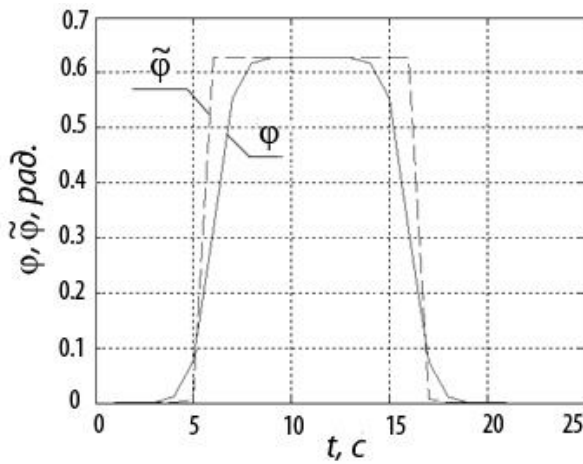
Для получения интегральной оценки эффективности нейросетевой идентификации последовательно рассмотрим случаи, когда управляющие

силовые воздействия $F_1(t)$, $F_2(t)$, $F_3(t)$ вызывают изменение одной ($k = 1$), двух

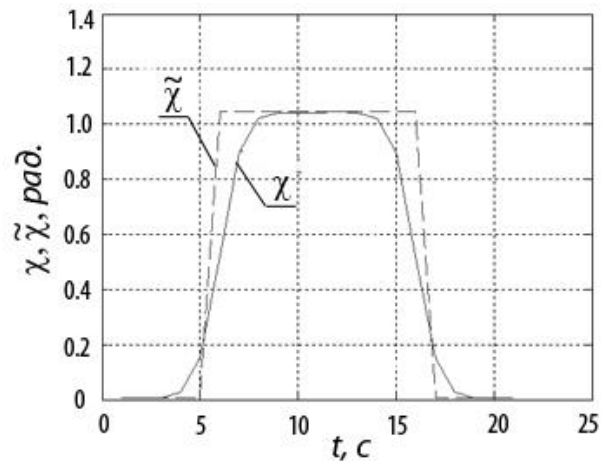
($k = 2$) и трех ($k = 3$) обобщенных координат.



а) - функции $h(t)$, $\tilde{h}(t)$



б) – функции $\varphi(t)$, $\tilde{\varphi}(t)$



в) – функции $\chi(t)$, $\tilde{\chi}(t)$

Рисунок 5.2.5 – Погрешность нейросетевой аппроксимации трипода 3

В качестве оценок эффективности используем следующие величины:
 - величина μ_x (воспроизводимость формы импульса) – число тестовых управляющих воздействий $F_1(t)$, $F_2(t)$, $F_3(t)$, для которых обеспечивается заданная точность повторения соответствующего

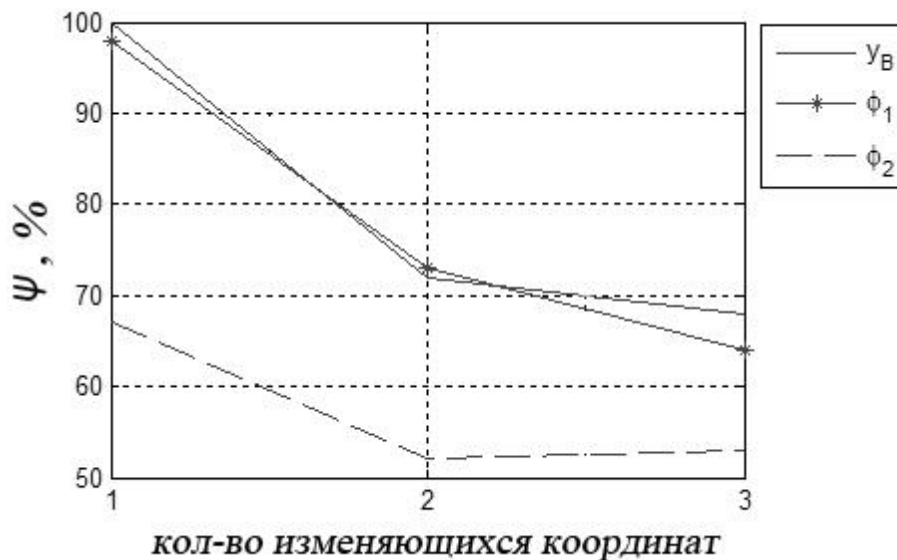
закона изменения обобщенной координаты x (максимальная ошибка на фронте импульса не превышает 30%);

-величина V_x – относительная средняя ошибка воспроизведения требуемого закона изменения обобщенной координаты x , вычисленная на множестве указанных тестовых воздействий:

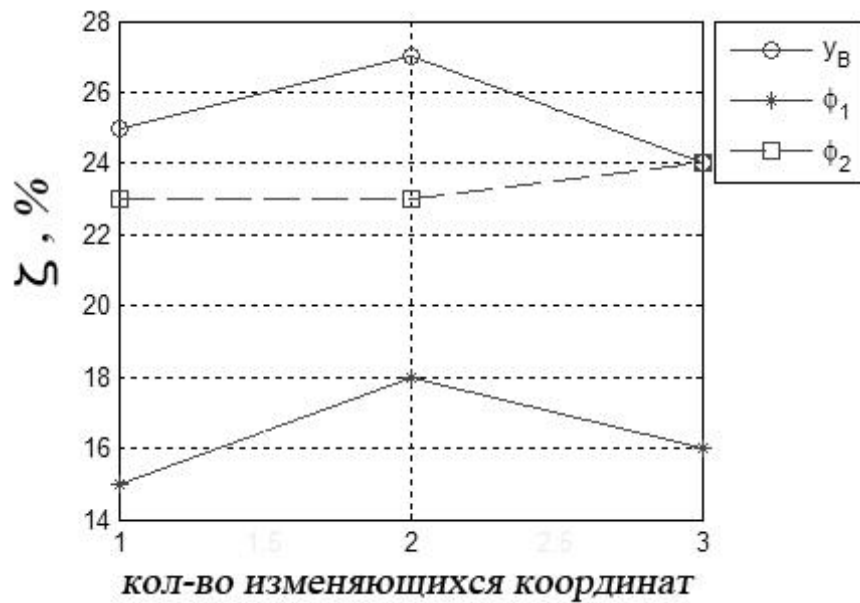
$$V_x = \frac{1}{\mu_x} \sum_{\alpha=1}^{\mu_x} \bar{e}_{x,j_\alpha}; \quad j_\alpha \in [1:M_x]; \quad \bar{e}_{x,j_\alpha} = \frac{1}{\xi} \sum_{i=1}^{\xi} \left| \frac{x_{j_\alpha}(t_i) - \tilde{x}_{j_\alpha}(t_i)}{x_{j_\alpha}(t_i)} \right|. \quad (5.2.11)$$

Здесь ξ – число узлов t_1, t_2, \dots, t_ξ сетки Δ , на которой определены значения управляющих воздействий $F_1(t), F_2(t), F_3(t)$ (а также обобщенных координат $x \in \{h, \varphi, \chi\}$); $x_{j_\alpha}(t_i)$ – значение обобщенной координаты x , которая соответствует указанным воздействиям, принадлежащим множеству M_x , в узле t_i сетки Δ ; M_x – множество номеров тестовых управляющих воздействий, для которых обеспечивается заданная точность повторения соответствующего закона изменения обобщенной координаты x (общее число таких номеров, очевидно, равно μ_x).

Интегральные оценки эффективности нейросетевой идентификации трипода 3 иллюстрирует рисунок 5.2.6, где $\tilde{\mu}_x = \frac{\mu_x}{M_x} 100\%$.



а) воспроизводимость формы импульса



б) относительная средняя квадратичная ошибка

Рисунки 5.2.6 (а, б) – К оценке эффективности нейросетевой идентификации трипода 3: k - число одновременно изменявшихся обобщенных координат,

Нейросетевая идентификация мехатроники гексапода

Расчетная схема динамики гексапода

Расчетная схема гексапода представлена на рисунке 5.2.7, на котором приняты следующие обозначения: A_1, A_2, \dots, A_6 - неподвижное горизонтальное основание; B_1, B_2, \dots, B_6 - подвижная платформа; (A_i, B_i) , $i \in [1:6]$ - подвижная штанга, состоящая из двух стержней и активной поступательной кинематической пары (привода). Шарниры Гука A_1, A_2, \dots, A_6 равномерно расположены на окружности радиуса R с центром в точке A , а сферические шарниры B_1, B_2, \dots, B_6 - аналогично на окружности радиуса r с центром в точке B [30,31].

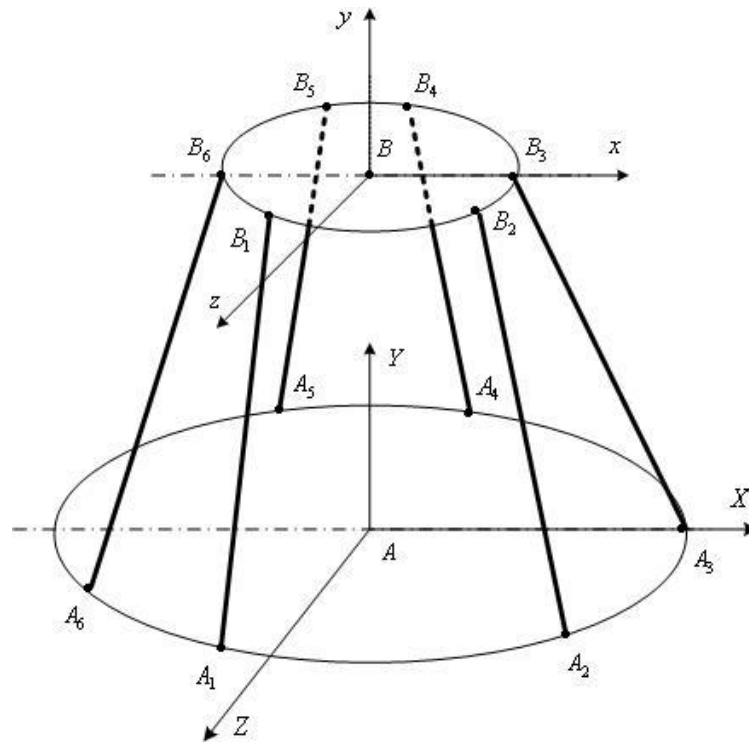


Рисунок 5.2.7 – Расчетная схема гексапода с шестью степенями подвижности: A_1, A_2, \dots, A_6 - шарниры Гука; B_1, B_2, \dots, B_6 - сферические шарниры

С центром окружности A_1, A_2, \dots, A_6 жестко связана неподвижная система координат $AXYZ$, ось AX которой проходит через шарнир A_3 , ось AU направлена по нормали к основанию и в исходном состоянии механизма проходит через точку B , а ось AZ образует с осями AX , AU правую тройку. Аналогично, с центром платформы B связана система координат $Bxyz$, ось Bx которой проходит через шарнир B_3 , ось By направлена по нормали к основанию, а ось Bz образует с осями Bx , By правую тройку. Ориентация платформы относительно основания определяется углами Эйлера φ , χ , θ (рисунок 5.2.8).

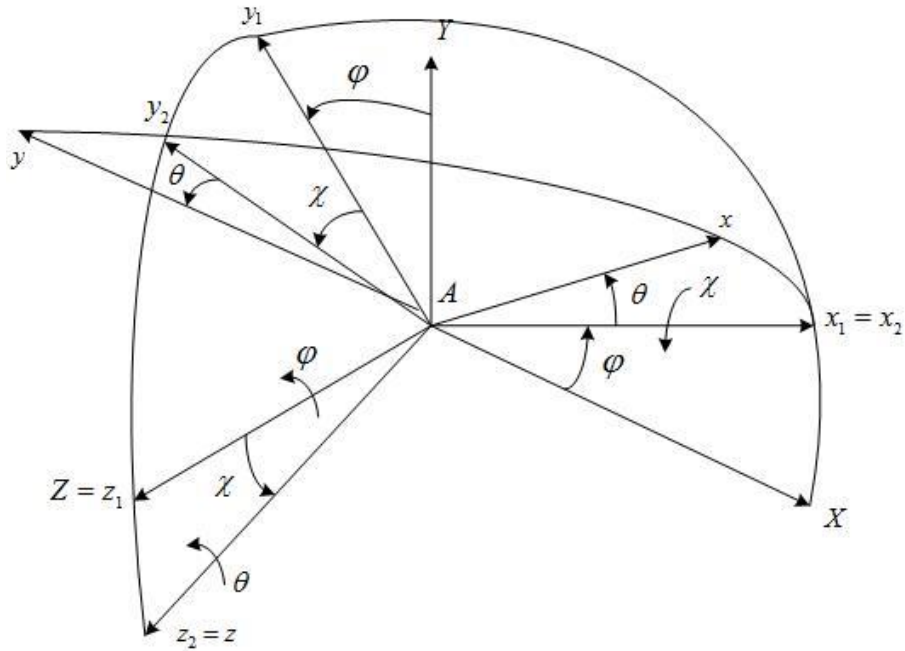


Рисунок 5.2.8 – Взаимная ориентация систем координат $AXYZ$, $Bxyz$

Динамика гексапода описывается системой обыкновенных дифференциальных уравнений:

$$M \ddot{X} = \sum_{i=1}^6 F_i \cos \gamma_{i,1}, \quad M \ddot{Y} = -Mg + \sum_{i=1}^6 F_i \cos \gamma_{i,2}, \quad M \ddot{Z} = \sum_{i=1}^6 F_i \cos \gamma_{i,3}, \quad (5.2.12)$$

$$J_x \ddot{\varphi} = \sum_{i=1}^6 F_i \sum_{j=1}^3 (c_{i,j,1}(\varphi, \chi, \theta) \cos \gamma_{i,j}), \quad (5.2.13)$$

$$J_y \ddot{\chi} = \sum_{i=1}^6 F_i \sum_{j=1}^3 (c_{i,j,2}(\varphi, \chi, \theta) \cos \gamma_{i,j}), \quad (5.2.14)$$

$$J_z \ddot{\theta} = \sum_{i=1}^6 F_i \sum_{j=1}^3 (c_{i,j,3}(\varphi, \chi, \theta) \cos \gamma_{i,j}), \quad (5.2.15)$$

где приняты следующие обозначения: $X = X_B$, $Y = Y_B$, $Z = Z_B$ - координаты центра платформы (точки B) в системе координат $AXYZ$; $M = const$ - масса платформы; g - ускорение свободного падения; J_x , J_y , J_z - постоянные моменты инерции платформы относительно соответствующих осей системы координат $Bxyz$; $F_i = F_i(t)$ - усилия, развиваемые приводами соответствующих штанг; $\gamma_{i,j}$ - компоненты угла γ_i ; $c_{i,j,k}(\varphi, \chi, \theta)$ - известные

функции; $i \in [1:6]$, $j, k \in [1:3]$. Обобщенными координатами модели механизма являются величины $X, Y, Z, \varphi, \chi, \theta$ [4].

Формирование обучающей выборки

Подобно тому, как это сделано для трипода, нейросетевая идентификация гексапода выполнена для случая, когда изменения во времени обобщенных координат $X, Y, Z, \varphi, \chi, \theta$ имеют характер прямоугольного импульса. Так что обучающая выборка представляет собой совокупность импульсных функций.

$$X_{i_1}(t), Y_{i_2}(t), Z_{i_3}(t), \varphi_{i_4}(t), \chi_{i_5}(t), \theta_{i_6}(t), \quad i_j \in [1:10], \quad j \in [1:6],$$

Значения параметров f, p, s, q указанных функций представлены в таблицах 5.2.2, 5.2.3. Таблицы соответствуют варианту обучающей выборки $i_1 = 2, i_2 = 5, i_3 = 10, i_4 = 5, i_5 = 6, i_6 = 8$.

Таблица 5.2.2– Параметры обучающей выборки (координаты X, Y, Z)

Функция	i_j	f	p	s	q
$X_{i_1}(t),$ $Z_{i_3}(t)$	1	0,00	-1.2	4,0	0,0
	2	0,20	-1.2	4,0	0,0
	3	0,20	-1.8	4,0	0,0
	4	0,08	-2	4,0	0,0
	5	0,10	-2	4,0	0,0
	6	0,12	-2	4,0	0,0
	7	0,14	-2	4,0	0,0
	8	0,16	-2	4,0	0,0
	9	0,18	-2	4,0	0,0
	10	0,20	-2	4,0	0,0
$Y_{i_2}(t)$	1	0,00	-1.2	4,0	1,0
	2	0,20	-1.2	4,0	1,0
	3	0,20	-1.8	4,0	1,0
	4	0,08	-2	4,0	1,0
	5	0,10	-2	4,0	1,0
	6	0,12	-2,0	4,0	1,0
	7	0,14	-2,0	4,0	1,0
	8	0,16	-2,0	4,0	1,0
	9	0,18	-2,0	4,0	1,0
	10	0,20	-2,0	4,0	1,0

Таблица 5.2.3– Параметры обучающей выборки (координаты φ, χ, θ)

Функция	i_j	f	p	s	q
$\varphi_{i_4}(t),$ $\chi_{i_5}(t)$	1	0	-1,2	4,0	0,0
	2	$\pi/3$	-1,2	4,0	0,0
	3	$\pi/3$	-1,8	4,0	0,0
	4	$2\pi/15$	-2,0	4,0	0,0
	5	$\pi/6$	-2,0	4,0	0,0
	6	$\pi/5$	-2,0	4,0	0,0
	7	$7\pi/30$	-2,0	4,0	0,0
	8	$4\pi/15$	-2,0	4,0	0,0
	9	$3\pi/10$	-2,0	4,0	0,0
	10	$\pi/3$	-2,0	4,0	0,0
$\theta_{i_6}(t)$	1	0	-1,2	4,0	0,0
	2	$\pi/6$	-1,2	4,0	0,0
	3	$\pi/6$	-1,8	4,0	0,0
	4	$2\pi/15$	-2,0	4,0	0,0
	5	$\pi/6$	-2,0	4,0	0,0
	6	$\pi/5$	-2,0	4,0	0,0
	7	$7\pi/30$	-2,0	4,0	0,0
	8	$4\pi/15$	-2,0	4,0	0,0
	9	$3\pi/10$	-2,0	4,0	0,0
	10	$\pi/3$	-2,0	4,0	0,0

Для отыскания усилий в штангах $F_i(t)$, $i \in [1:6]$, соответствующих указанным в таблице 5.2.2 законам изменения обобщенных координат, дважды продифференцируем функции $X_{i_1}(t)$, $Y_{i_2}(t)$, $Z_{i_3}(t)$, $\varphi_{i_4}(t)$, $\chi_{i_5}(t)$, $\theta_{i_6}(t)$ по времени. Полученные уравнения имеют вид:

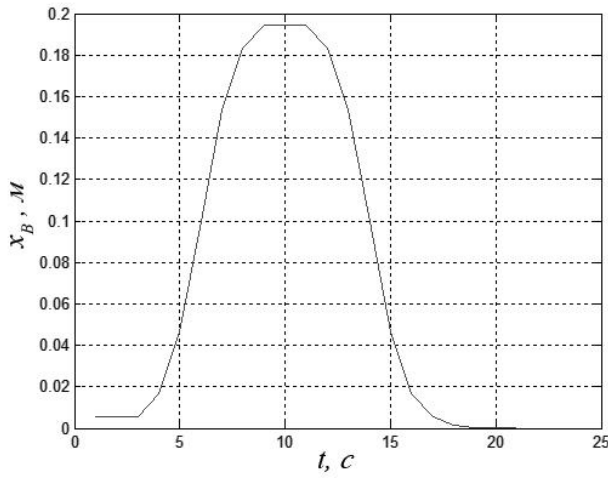
$$M \ddot{X}_{i_1} = \sum_{i=1}^6 F_{i,I} \cos \gamma_{i,1,I}, \quad M \ddot{Y}_{i_2} = -Mg + \sum_{i=1}^6 F_{i,I} \cos \gamma_{i,2,I}, \quad M \ddot{Z}_{i_3} = \sum_{i=1}^6 F_{i,I} \cos \gamma_{i,3,I} \quad (5.2.16)$$

$$J_x \ddot{\varphi}_{i_4} = \sum_{i=1}^6 F_{i,I} \sum_{j=1}^3 (c_{1,i,j}(\varphi_I, \chi_I, \theta_I) \cos \gamma_{i,j,I}), \quad (5.2.17)$$

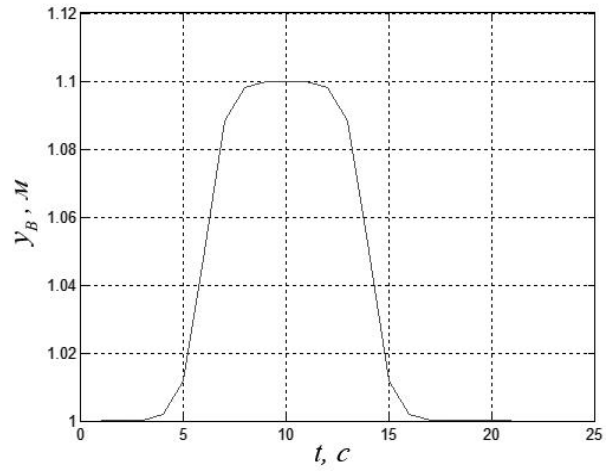
$$J_y \ddot{\chi}_{i_5} = \sum_{i=1}^6 F_{i,I} \sum_{j=1}^3 (c_{2,i,j}(\varphi_I, \chi_I, \theta_I) \cos \gamma_{i,j,I}), \quad (5.2.18)$$

$$J_z \ddot{\theta}_{i_6} = \sum_{i=1}^6 F_{i,I} \sum_{j=1}^3 (c_{3,i,j}(\varphi_I, \chi_I, \theta_I) \cos \gamma_{i,j,I}), \quad (5.2.19)$$

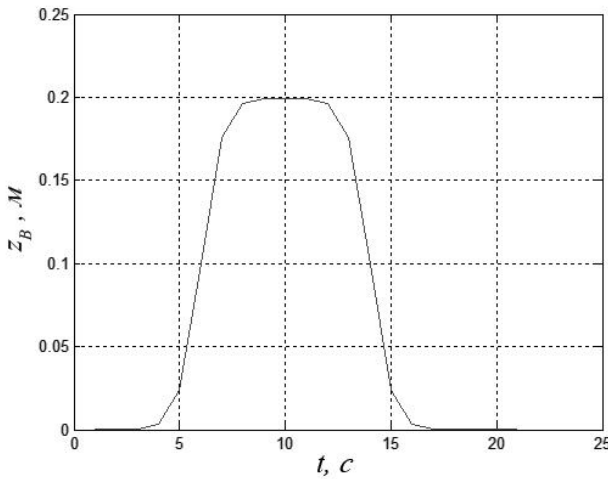
где $I = (i_1, i_2, i_3, i_4, i_5, i_6)$ - мультииндекс.



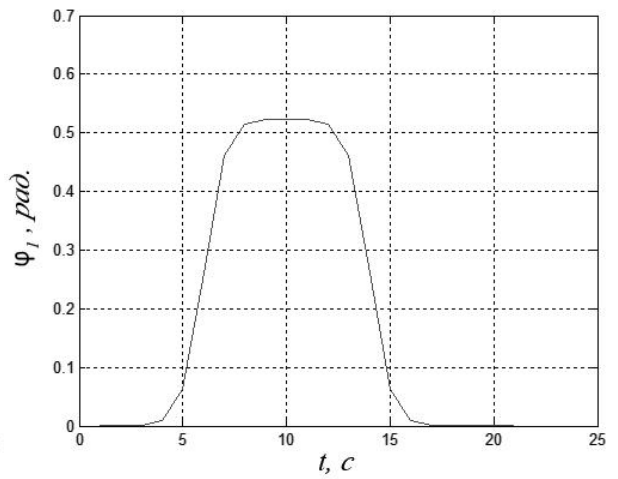
а) - вид функции $X_{i_1}(t)$



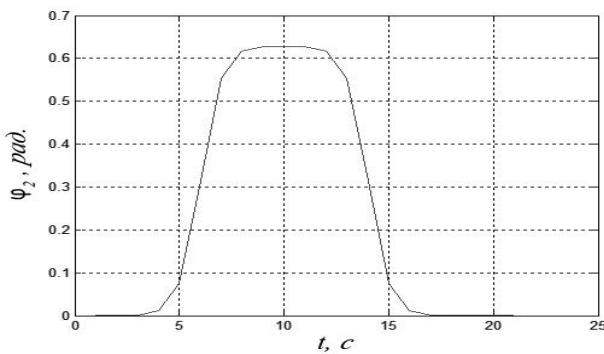
б) - вид функции $Y_{i_2}(t)$



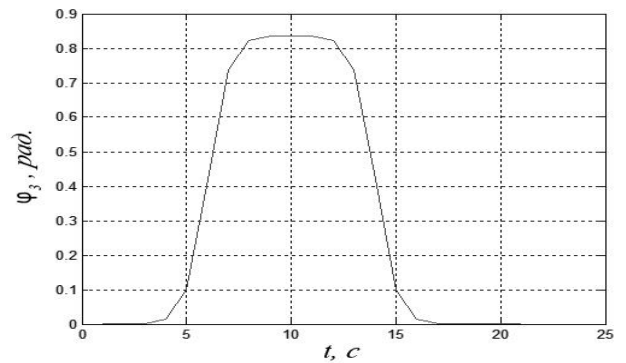
в) - вид функции $Z_{i_3}(t)$



г) - вид функции $\varphi_{i_4}(t)$



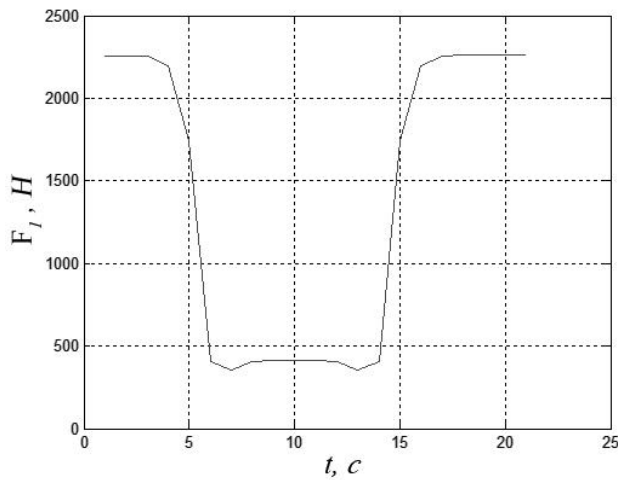
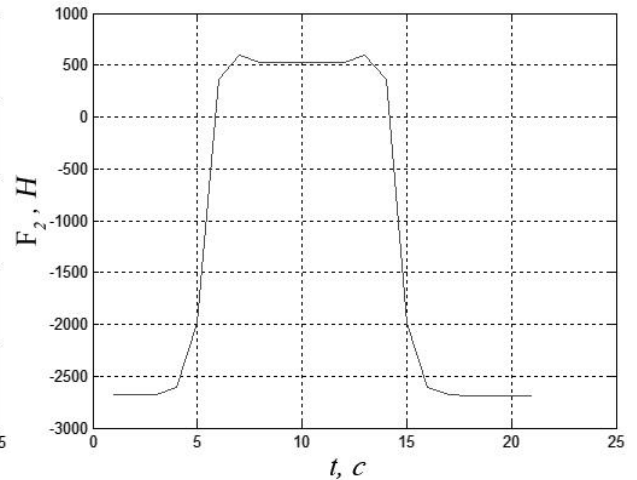
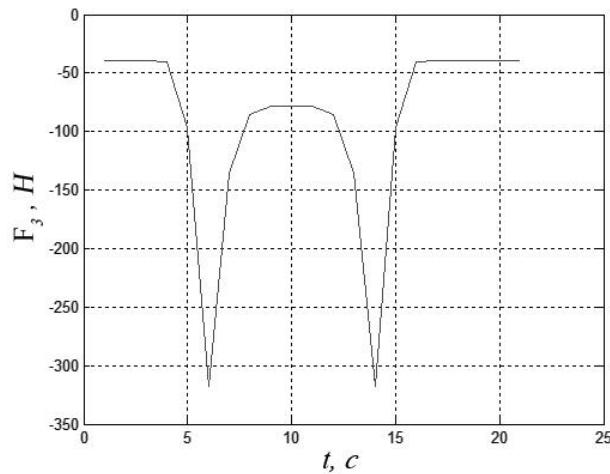
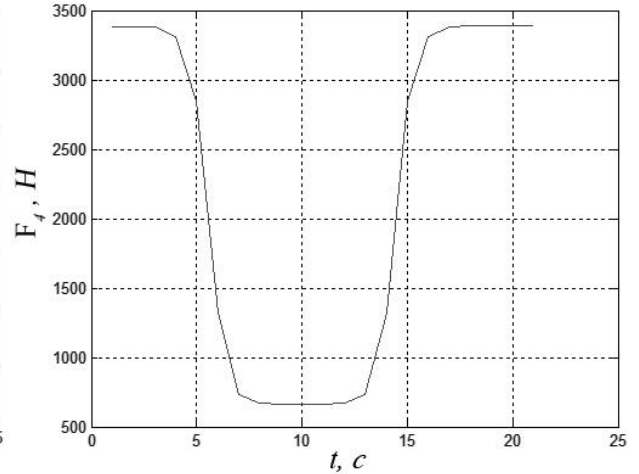
д) - вид функции $\chi_{i_5}(t)$



е) - вид функции $\theta_{i_6}(t)$

Рисунок 5.2.9 – К формированию обучающей выборки для гексапода

Уравнения (2.26-2.29) образуют систему шести линейных алгебраических уравнений относительно значений усилий $F_i(t)$ в каждый рассматриваемый момент времени t . Решение этой системы на временной сетке Δ с узлами t_0, t_1, \dots, t_l , $t_0 = 0$, $t_l = T = 21$ с. формирует обучающую выборку в виде совокупности значений обобщенных координат X , Y , Z , φ , χ , θ и соответствующих им усилий в штангах $F_i(t)$; $i \in [1:6]$. Вид функций $F_i(t)$ для некоторого набора функций $X_{i_1}(t)$, $Y_{i_2}(t)$, $Z_{i_3}(t)$, $\varphi_{i_4}(t)$, $\chi_{i_5}(t)$, $\theta_{i_6}(t)$ из указанной обучающей выборки иллюстрирует рис.5.2.10, полученный на временной сетке, имеющей шаг $t_\Delta = 1$ с.

а) функция $F_1(t)$ б) функция $F_2(t)$ в) функция $F_3(t)$ г) функция $F_4(t)$

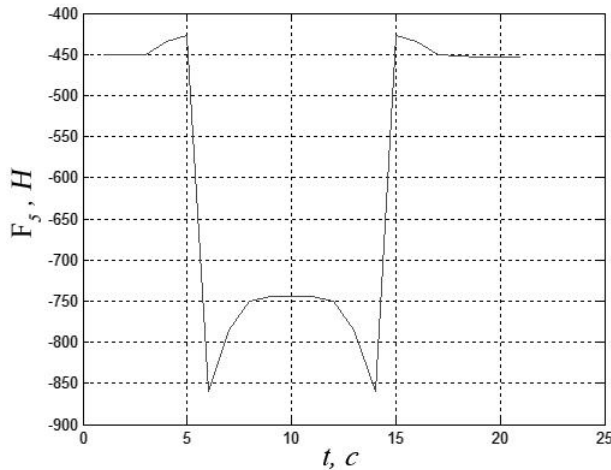
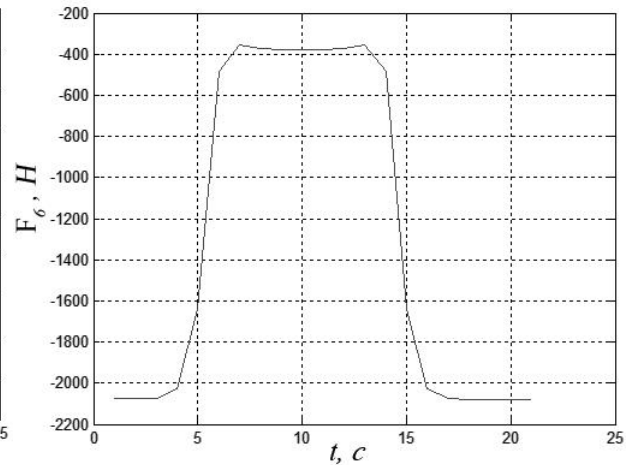
д) функция $F_5(t)$ е) функция $F_6(t)$

Рисунок 5.2.10 – (а,б,в,г,д,е)– К формированию обучающей выборки для гексапода:
вид функций $F_i(t)$, $i \in [1:6]$

Исследование эффективности нейроидентификации гексапода

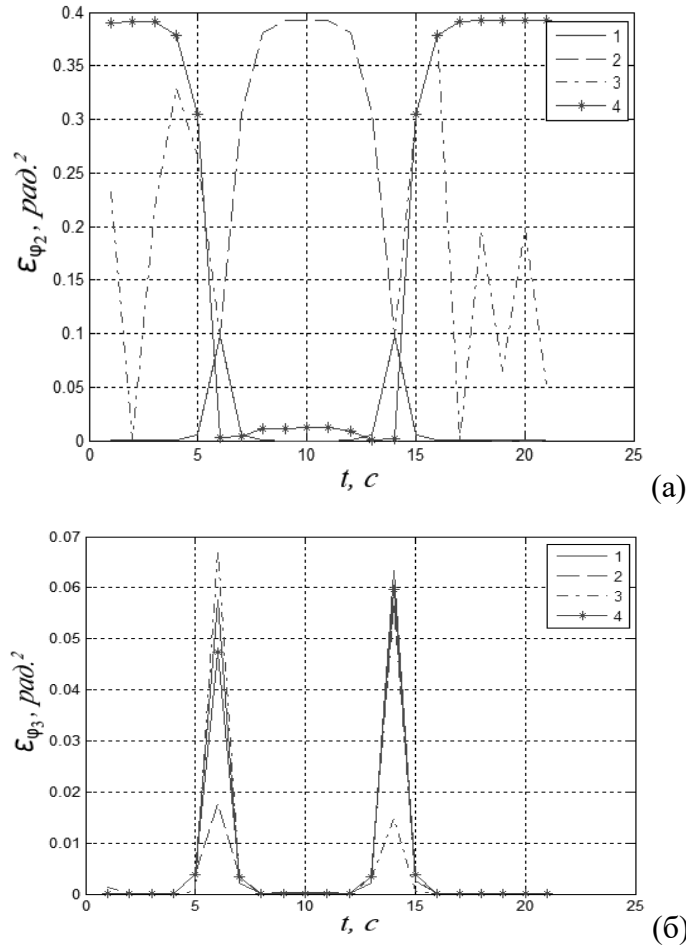
Используем двухслойную *NARX* нейронную сеть. В качестве функций активации нейронов применим сигмоидальные функции. Обучение нейронной сети реализуем методом обратного распространения ошибки Левенберга-Марквардта с критерием выхода из цикла обучения в виде условия достижения заданного числа эпох обучения или допустимой ошибки обучения .

Эффективность нейросетевой аппроксимации в значительной мере зависит от начальных весов нейронов – весов, с которых начинается обучение идентифицирующей нейронной сети. Данный эффект иллюстрирует рисунок 5.2.23. Здесь и далее принято, что

$$\varepsilon_x(t) = (x(t) - \tilde{x}(t))^2, \quad x(t) \in \{X(t), Y(t), Z(t), \varphi(t), \chi(t), \theta(t)\} -$$

- квадрат ошибки нейросетевой аппроксимации соответствующей обобщенной координаты; $x(t)$, $\tilde{x}(t)$ - значения этой обобщенной координаты, полученные в результате интегрирования системы (5.2.16–5.2.19) и ее

нейросетевой аппроксимации соответственно. Данные, представленные на рис. 5.2.11, получены для нейронной сети *narx1* (таблица 5.2.4).



(а) – ошибка по координате $\chi(t)$ (б) – ошибка по координате $\theta(t)$

Рисунок 5.2.11– К зависимости погрешности нейросетевой аппроксимации от начальных значений весов нейронов: 1, 2, 3, 4 – варианты значений весов

Таблица 5.2.4–Параметры рассматриваемых нейронных сетей

Сеть	Число скрытых слоев	Число нейронов в скрытом слое N	Задержка по входу m	Задержка по выходу n
<i>narx1</i>	1	10	0	(1,1)
<i>narx2</i>	1	8	0	(1,1)
<i>narx3</i>	1	12	0	(1,1)
<i>narx4</i>	1	15	0	(1,1)

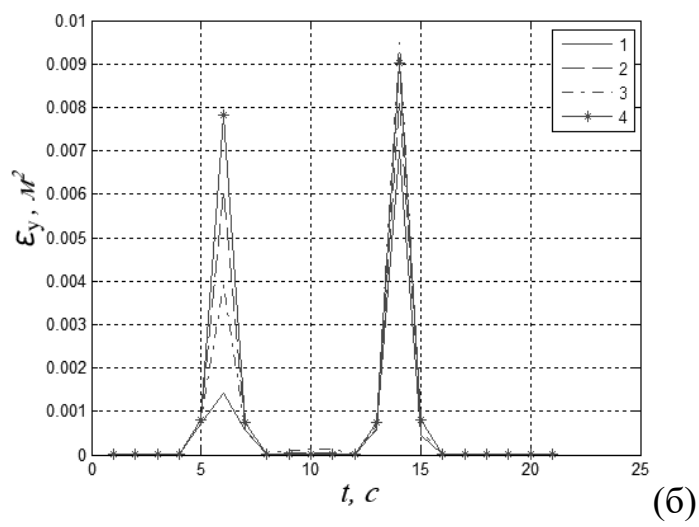
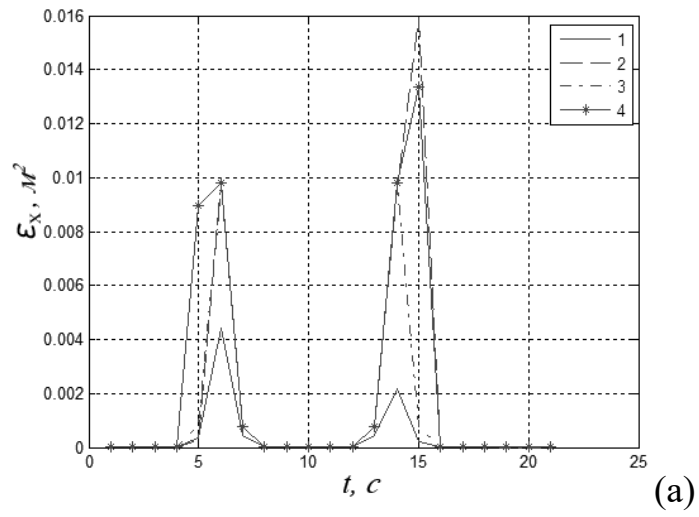
Отметим следующее обстоятельство. Рис. 5.2.11 показывает, что ошибка нейросетевой аппроксимации может по-разному вести себя по отношению к различным обобщенным координатам. Так, ошибка обобщенной координаты $\chi(t)$ максимальна в зоне экстремальных значений этой координаты, а ошибка обобщенной координаты $\theta(t)$ максимальна в зоне ее фронтов. На основании данного исследования было принято решение обучать используемые нейронные сети многократно из случайных различных начальных значений нейронных весов и использовать в качестве результата обучения сеть, которая обеспечивает минимальную ошибку. Показано, что в условиях исследования достаточно десятикратного обучения.

Исследование эффективности нейросетевой аппроксимации гексапода выполнено для четырех нейронных сетей, параметры которых приведены в таблице 5.2.3. Эффективность указанных сетей иллюстрирует рисунок 5.2.12, который соответствует следующему варианту обучающей выборки (таблицы 2.3, 2.4): $i_1 = 3$; $i_2 = 2$; $i_3 = 7$; $i_4 = 4$; $i_5 = 6$; $i_6 = 5$.

Результаты исследования эффективности рассматриваемых нейронных сетей иллюстрирует таблица 5.2.5. Таблица содержит значения величины E_x , которая представляет собой среднее значение квадрата ошибки нейросетевой аппроксимации

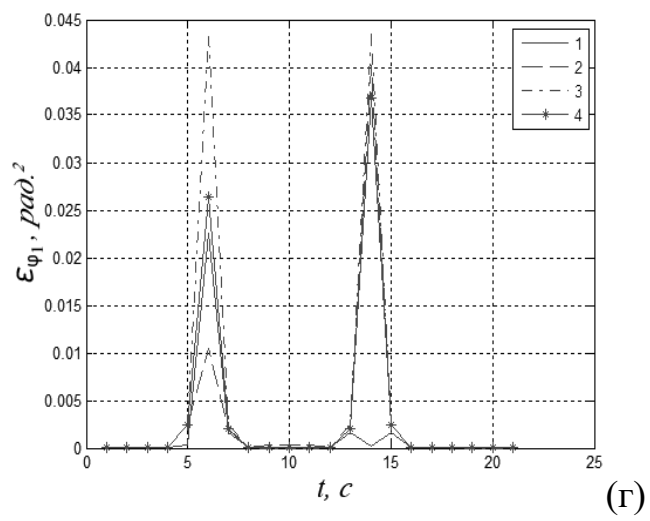
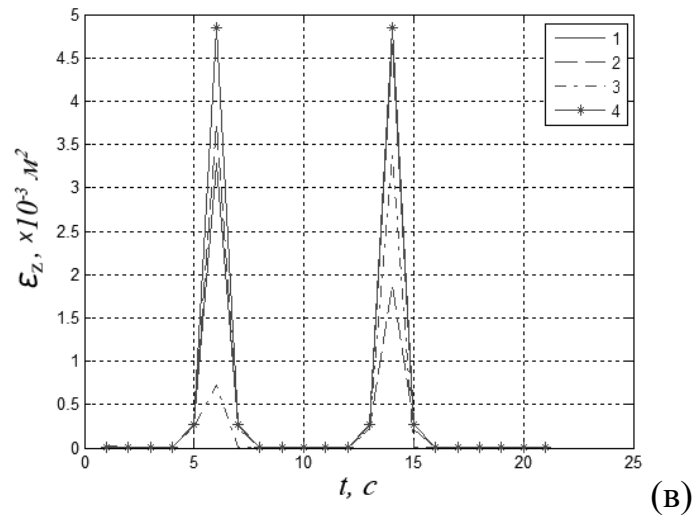
$$E_x = \frac{1}{N_{test}} \sum_{j=1}^{N_{test}} \bar{\varepsilon}_{x,j}, \quad \bar{\varepsilon}_{x,j} = \frac{1}{l} \sum_{i=1}^l \varepsilon_{x,j}(t_i). \quad (5.2.20)$$

Здесь $x = x(t)$ - рассматриваемая обобщенная координата, $N_{test} = 1000$ - число элементов в тестовой выборке, полученной по рассмотренным выше правилам получения обучающей выборки и не принадлежащей этой выборке; $\varepsilon_{x,j}(t_i)$ - квадрат ошибки для j -го элемента тестовой выборки в узде t_i сетки Δ .



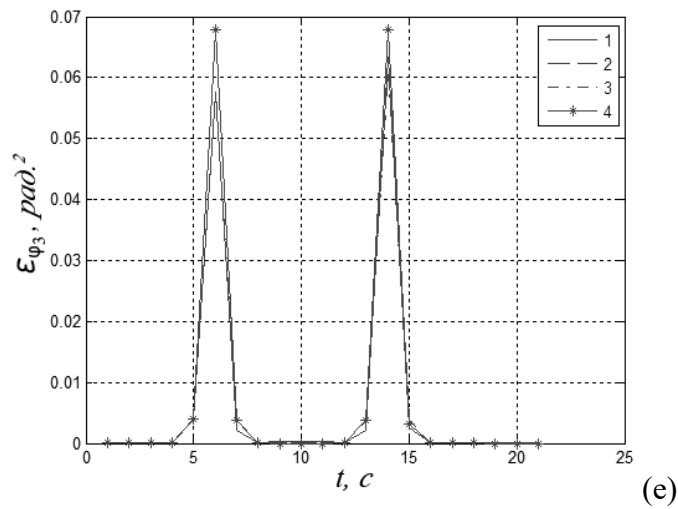
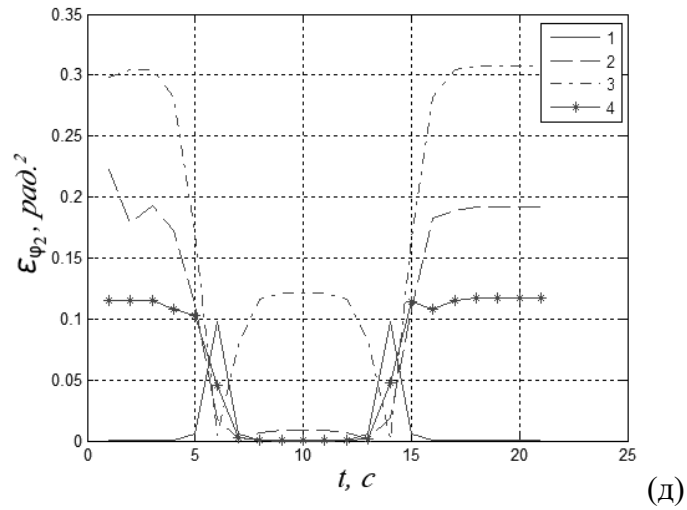
(a) – ошибка по $X(t)$

(б) – ошибка по $Y(t)$



(B) – ошибка по $Z(t)$

(Г) – ошибка по $\varphi(t)$



д) – ошибка по $\chi(t)$

е) – ошибка по $\theta(t)$

Рисунки 5.2.12 (а,б,в,г,д,е) 5.2.12 – Погрешность нейросетевой аппроксимации гексапода:

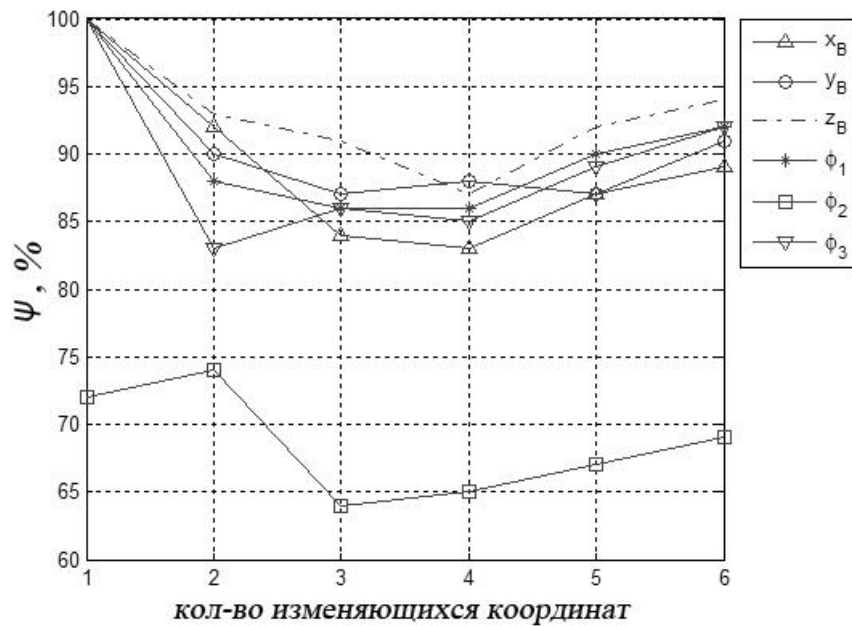
1, 2, 3, 4 – нейронные сети $narx1$, $narx2$, $narx3$, $narx4$, соответственно

Таблица 5.2.5 – Результаты тестирования рассматриваемых нейронных сетей

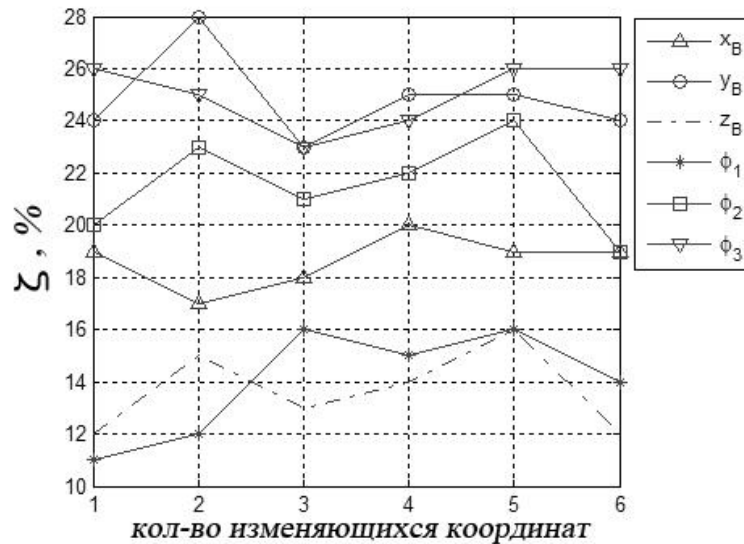
Сеть	Значение ошибки E_x					
	$E_X, м^2$	$E_Y, м^2$	$E_Z, м^2$	$E_\varphi, с^{-2}$	$E_\chi, с^{-2}$	$E_\theta, с^{-2}$
$narx1$	0,0004	0,0007	0,0005	0,0017	0,0100	0,0067
$narx2$	0,0018	0,0009	0,0003	0,0030	0,0645	0,0071
$narx3$	0,0010	0,0008	0,0002	0,0046	0,1133	0,0069
$narx4$	0,0020	0,0010	0,0005	0,0035	0,0414	0,0072

Во-первых, таблица 5.2.5 показывает, что с точки зрения ошибки аппроксимации δ_x все рассматриваемые нейронные сети обеспечивают высокую точность идентификации. Во-вторых, таблица показывает, что нейронная сеть *narx1* дает наименьшую ошибку аппроксимации δ_x для обобщенных координат $X, Y, \varphi, \chi, \theta$, а *narx3* – для координаты Z .

Для получения интегральной оценки эффективности нейросетевой идентификации гексапода последовательно рассмотрим случаи, когда управляющие силовые воздействия $F_i(t), i \in [1:6]$ вызывают изменение $k=1,2,\dots,6$ обобщенных координат. В качестве оценок эффективности используем величины μ_x, ν_x . Интегральные оценки эффективности нейросетевой идентификации трипода иллюстрирует рисунки 5.2.13 (а, б).



(а) воспроизводимость формы импульса



б) относительная средняя квадратичная ошибка

Рисунки 5.2.13(а, б) – К оценке эффективности нейросетевой идентификации гексапода: k - число одновременно изменявшихся обобщенных координат

Внедрение разработок систем нейроидентификации и нейроуправления для ротбов-манипуляторов дают возможность увеличить надежность, эффективность и производительность работы

Результаты научно-обоснованных предложений, перспективных систем нейроидентификации, нейроуправления, разработки и исследования процессов нейроуправления, манипуляторами для роботов подтверждены актом внедрения:



УТВЕРЖДАЮ
Первый проректор по учебной работе
им. Н.Э.Баумана

Юдин Е.Г.

20 11 г.

АКТ

о внедрении в учебный процесс научных и практических результатов докторской диссертационной работы Буянкина В.М., полученных при выполнении проекта № 2.1.2/1509 «Разработка научных основ построения мехатронных технологических машин на базе многосекционных манипуляторов типа «хобот» аналитической ведомственной целевой программы «Развитие научного потенциала высшей школы (2009-2010 годы)»

Научные и практические результаты докторской диссертации Буянкина В.М., полученные в ходе работ над указанным проектом, были использованы в учебном процессе кафедры «Системы автоматизированного проектирования» факультета «Робототехника и комплексная автоматизация» МГТУ им. Н.Э. Баумана при выполнении научно-исследовательских работ студентов, а также курсовых и дипломных проектов в следующих областях:

- нейпрогнозирующая идентификация статических и динамических характеристик электроприводов робота-манипулятора типа «хобот» с использованием ансамбля нейронных сетей;
- синтез адаптивных нейрорегуляторов для электроприводов робота-манипулятора типа «хобот» на базе нейпрогнозируемой инверсной характеристики динамики манипулятора.

Использование научных и практических результатов диссертации Буянкина В.М. в системах управления электроприводами многосекционного робота-манипулятора типа «хобот» позволяет значительно повысить качество управления этим механизмом параллельной кинематики.

Заведующий кафедрой РК-6
д.т.н., проф.

/ Норенков И.П./

Руководитель проекта
д.ф.-м.н, проф. каф. РК-6

/ Карпенко А.П./

5.3.Компьютерное моделирование, разработка и исследование НСУ ионно-плазменными установками

Результаты разработки и исследования процессов нейроруправления ионно-плазменными установками использованы в отчетах НИОКР по теме: “Разработка промышленных технологий по созданию адаптивной системы управления оборудованием по обработке металлов”, выполненных для Министерства промышленности и энергетики РФ (Государственный контракт №7410.1003702 от 28 сентября 2007 года). Шифр темы: “Станок” РВИЖ 2-Э44. Работа проводилась в ОАО “НИИВК им. М.А.Карцева”, акт о внедрении от 09.11.2010г.

На рисунке 5.3.1. (а, б) представлена установка МАП - 3 для ионно-плазменного напыления. Принцип действия ионно-плазменного напыления основан на конденсации покрытия в вакууме из плазменного потока при высоких и управляемых энергиях частиц. Материал покрытия переводится в плазменное состояние за счет горения вакуумной дуги между катодом, изготовленным из испаряемого материала, и анодом установки.

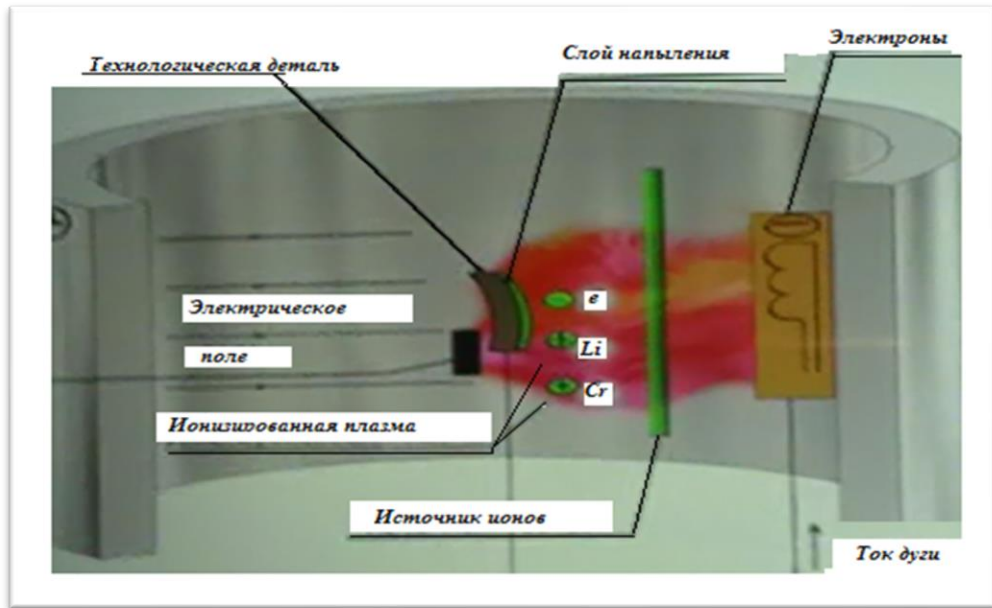
Вакуумная дуга горит в парах материала катода. Источником горения паров являются катодные микрочастицы вакуумной дуги, плотность мощности в которых достигает значений 10^7 Вт/см². Этим достигается конгруэнтное испарение материала катода непосредственно из твердой фазы (катод выполнен либо с принудительным охлаждением, либо с радиационным). Установка МАП-3 содержит вакуумную камеру привод вращения изделий, охлаждаемый катод, анод, систему электроизолированных экранов, устройство для возбуждения вакуумной дуги. Катод введен в вакуумную камеру посредством полого штока, электроизолированного от камеры, а вне камеры шток соединен с приводом. Катод снабжен магнитным фиксатором катодного пятна, расположенным соосно в полости цилиндрической оправки катода, а при помощи полой штанги, размещенной соосно в полой штанге

катода, имеет возможность регулировки в вертикальной плоскости относительно установленных изделий. Анод выполнен в виде полый охлаждаемой цилиндрической обечайки, соосно охватывающей катод и держатели изделий. Анод снабжен магнитной катушкой, расположенной в охлаждаемой полости анода. Держатели изделий привода вращения электроизолированы от камеры и соединены с приводом, кроме того, держатели изделий снабжены системой защитных экранов. Промежуток между катодом и анодом ограничен в осевом направлении кольцевыми электродами-экранами, между которыми расположены изделия.

Основными технологическими параметрами, определяющие качество напыления является величина ионно-плазменной дуги. Величина ионно-плазменной дуги зависит от напряжения, тока, давления [43],[44],[45].



(a)



(б)

Рисунки 5.3.1. (а) – Установка МАП - 3 для ионно-плазменного напыления,
(б) – Установка МАП - 3 в разрезе

Прежде чем проектировать систему управления технологическим напылением, необходимо разработать математическую модель ионизированной плазмы, с идентификацией основных ее параметров [26].

Существует классическое описание ионизированной плазмы нелинейными дифференциальными уравнениями:

Уравнение неразрывности ионизированной плазмы:

$$\frac{dp}{dt} + \text{div}(p v) = 0. \quad (5.3.1)$$

Уравнение движения ионизированной плазмы:

$$p \frac{dv}{dt} = j_x B - \text{grad} P + \frac{4}{3} \text{grad} \mu * \text{div} v - \text{rot} \mu + f_r. \quad (5.3.2)$$

Уравнение энергии ионизированной плазмы:

$$p \frac{d}{dt} \left(H + \frac{v^2}{2} \right) - \frac{dP}{dt} = j_x E + \operatorname{div}(\lambda \operatorname{grad} T) + \phi_r + e_r, \quad (5.3.3)$$

где ϕ_r - величина потока излучения;

f_r - силы, возникающие за счет градиента вязкости;

e_r - вязкостная диссипация энергии.

Уравнение электромагнитной части ионизированной плазмы с переменными и нелинейными индуктивностью L , сопротивлением R , и емкостью C :

$$L \frac{dI}{dt} + RI + \frac{1}{C} \int Idt = E. \quad (5.3.4)$$

Уравнение Максвелла для определения собственного магнитного потока ионизированной плазмы:

$$\operatorname{rot} B = \mu_0 j. \quad (5.3.5)$$

Уравнение состояния ионизированной плазмы:

$$P = \rho RT. \quad (5.3.6)$$

Однако совместное решение этих нелинейных дифференциальных уравнений, описывающих работу ионизированной плазмы, представляет большие сложности, требует много времени и дает большие погрешности. Использование нейронных сетей позволяют обойти процесс решения нелинейных дифференциальных уравнений, что упрощает идентификацию статических и динамических характеристик и параметров ионизированной плазмы.

Так как процессы ионно-плазменного напыления протекают в реальном масштабе времени, необходимо обеспечивать максимальную точность и максимальное быстродействие работы нейроидентификаторов. Для этого нейронные сети должны иметь минимальное число слоев, минимальное число нейронов, быстродействующие алгоритмы обучения. Поэтому выбор

был остановлен на использовании стандартных наиболее быстродействующих нейронных сетях FFNN. Разработанные нейроидентификаторы содержат в первом входном слое 15 нейронов с функцией активации tansig и 1 нейрон на выходе с функцией активации pureline . На рисунке 5.3.2 представлена трехконтурная система нейроидентификации и нейропрогнозом тока, напряжения, давления ионизированной плазмы.

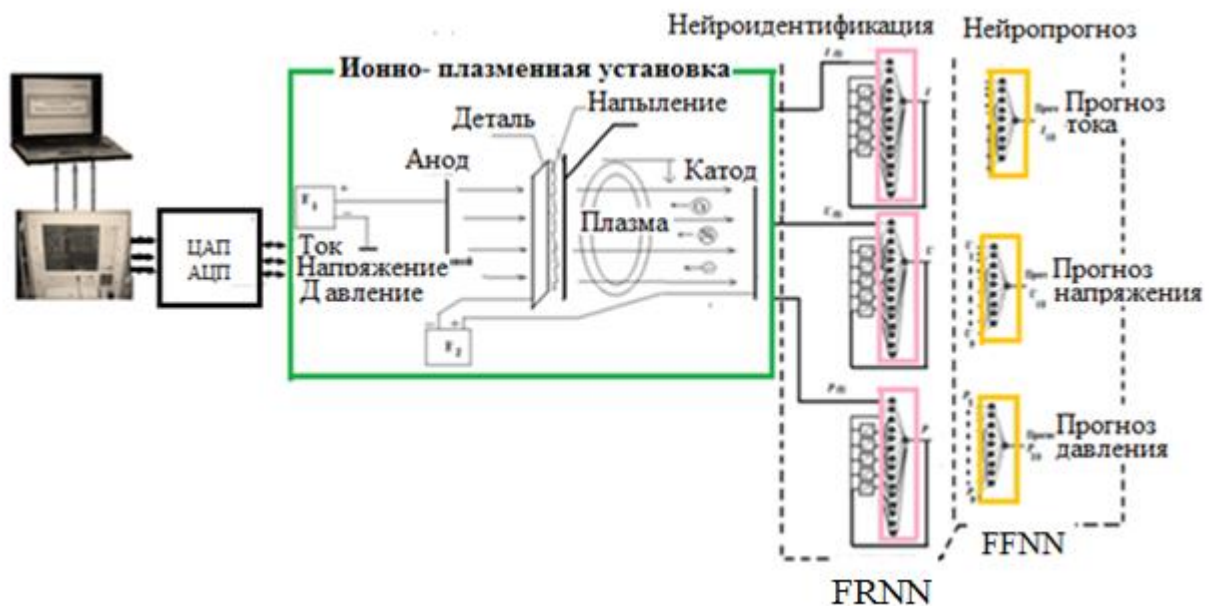


Рисунок 5.3.2 – Трехконтурная система нейроидентификации с нейропрогнозом тока, напряжения, давления

Системы уравнений, описывающие процессы идентификации, идентичны друг другу и отличаются числом задержек. Наиболее инерционным параметром ионизированной плазмы является давление. Работа нейроидентификаторов описывается уравнениями:

$$Y_1 = Y_0 Z^{-1}, Y_2 = Y_0 Z^{-2}, Y_3 = Y_0 Z^{-3}, Y_4 = Y_0 Z^{-4}, Y_5 = Y_0 Z^{-5},$$

$$\begin{aligned}
E_1 &= X_0 W_{11} + Y_0 W_{12} + Y_1 W_{13} + Y_2 W_{14} + Y_3 W_{15} + Y_4 W_{16} + Y_5 W_{17} + B_1, \\
E_2 &= X_0 W_{21} + Y_0 W_{22} + Y_1 W_{23} + Y_2 W_{24} + Y_3 W_{25} + Y_4 W_{26} + Y_5 W_{27} + B_2, \\
E_3 &= X_0 W_{31} + Y_0 W_{32} + Y_1 W_{33} + Y_2 W_{34} + Y_3 W_{35} + Y_4 W_{36} + Y_5 W_{37} + B_3, \\
E_4 &= X_0 W_{41} + Y_0 W_{42} + Y_1 W_{43} + Y_2 W_{44} + Y_3 W_{45} + Y_4 W_{46} + Y_5 W_{47} + B_4, \\
E_5 &= X_0 W_{51} + Y_0 W_{52} + Y_1 W_{53} + Y_2 W_{54} + Y_3 W_{55} + Y_4 W_{56} + Y_5 W_{57} + B_5, \\
E_6 &= X_0 W_{61} + Y_0 W_{62} + Y_1 W_{63} + Y_2 W_{64} + Y_3 W_{65} + Y_4 W_{66} + Y_5 W_{67} + B_6, \\
E_7 &= X_0 W_{71} + Y_0 W_{72} + Y_1 W_{73} + Y_2 W_{74} + Y_3 W_{75} + Y_4 W_{76} + Y_5 W_{77} + B_7, \\
E_8 &= X_0 W_{81} + Y_0 W_{82} + Y_1 W_{83} + Y_2 W_{84} + Y_3 W_{85} + Y_4 W_{86} + Y_5 W_{87} + B_8, \\
E_9 &= X_0 W_{91} + Y_0 W_{92} + Y_1 W_{93} + Y_2 W_{94} + Y_3 W_{95} + Y_4 W_{96} + Y_5 W_{97} + B_9, \\
E_{10} &= X_0 W_{101} + Y_0 W_{102} + Y_1 W_{103} + Y_2 W_{104} + Y_3 W_{105} + Y_4 W_{106} + Y_5 W_{107} + B_{10}, \\
E_{11} &= X_0 W_{111} + Y_0 W_{112} + Y_1 W_{113} + Y_2 W_{114} + Y_3 W_{115} + Y_4 W_{116} + Y_5 W_{117} + B_{11}, \\
E_{12} &= X_0 W_{121} + Y_0 W_{122} + Y_1 W_{123} + Y_2 W_{124} + Y_3 W_{125} + Y_4 W_{126} + Y_5 W_{127} + B_{12}, \\
E_{13} &= X_0 W_{131} + Y_0 W_{132} + Y_1 W_{133} + Y_2 W_{134} + Y_3 W_{135} + Y_4 W_{136} + Y_5 W_{137} + B_{13}, \\
E_{14} &= X_0 W_{141} + Y_0 W_{142} + Y_1 W_{143} + Y_2 W_{144} + Y_3 W_{145} + Y_4 W_{146} + Y_5 W_{147} + B_{14}, \\
E_{15} &= X_0 W_{151} + Y_0 W_{152} + Y_1 W_{153} + Y_2 W_{154} + Y_3 W_{155} + Y_4 W_{156} + Y_5 W_{157} + B_{15}.
\end{aligned}$$

$$R_1 = \tan \operatorname{sig}(E_1),$$

$$R_2 = \tan \operatorname{sig}(E_2),$$

$$R_3 = \tan \operatorname{sig}(E_3),$$

$$R_4 = \tan \operatorname{sig}(E_4),$$

$$R_5 = \tan \operatorname{sig}(E_5),$$

$$R_6 = \tan \operatorname{sig}(E_6),$$

$$R_7 = \tan \operatorname{sig}(E_7),$$

$$R_8 = \tan \operatorname{sig}(E_8),$$

$$R_9 = \tan \operatorname{sig}(E_9),$$

$$R_{10} = \tan \operatorname{sig}(E_{10}),$$

$$R_{11} = \tan \operatorname{sig}(E_{11}),$$

$$R_{12} = \tan \operatorname{sig}(E_{12}),$$

$$R_{13} = \tan \operatorname{sig}(E_{13}),$$

$$R_{14} = \tan \operatorname{sig}(E_{14}),$$

$$R_{15} = \tan \operatorname{sig}(E_{15}),$$

(5.3.7)

$$Y_0' = R_1 W_1' + \dots + W_{15}' R_{15},$$

где Y_0 - выходной сигнал нейронной сети; Y_1, \dots, Y_5 - входные сигналы нейронной сети, задержанные на один, два, пять тактов; E_1, \dots, E_{15} - выходные сигналы первого слоя нейронов; W_{11}, \dots, W_{157} - веса первого слоя нейронов; B_1, \dots, B_{15} - смещения первого слоя нейронов; R_1, \dots, R_{15} - сигналы на выходе блоков активации первого слоя нейронов; Y_0' - сигнал на выходе

второго слоя нейронов; $W_1'..W_{15}'$ - веса второго слоя нейронов; B_1' - смещение второго слоя нейронов. На входы нейронной сети подается $X(z)$ сигнал управления и n значений сигналов с выхода $Y(z)$. Величина n определяется порядком системы дифференциальных уравнений, которые описывают физические процессы в ионизированной плазме. При этом используются два элемента входного вектора: текущего выхода $Y(t)$ и задержанных выходов $Y(t-1)....Y(t-5)$. Процедура идентификации заключается в настройке весовых коэффициентов нейронных сетей. В результате обучения нейронной сети были получены веса и смещения для процесса изменения тока ионизированной плазмы.

$W_{11} - W_{115}$				
-0.0332	1.8577	0.0026	0.0628	0.1394
0.0107	-1.8357	0.0585	0.0054	0.0611
0.0376	1.8258	0.0677	0.0208	0.0854
0.2715	0.8351	0.2787	0.2107	0.3163
0.2773	-1.8461	0.2933	0.3666	0.3070
0.0524	-1.1198	0.0112	0.0862	0.0883
-0.0342	0.3042	-0.0062	-0.0902	-0.1915
-0.1489	1.5099	-0.1224	-0.2103	-0.2753
0.0140	1.8319	0.0200	-0.0153	0.0089
-0.0197	-2.4320	0.0213	-0.0441	-0.0493
-0.1638	1.8634	-0.1387	-0.1638	-0.0516
0.0321	2.5134	-0.0231	-0.0007	0.0027
-0.0038	-0.1337	-0.0130	-0.0096	-0.0497
0.0010	1.5069	-0.0171	-0.0170	-0.0131
$W_1' - W_{15}'$				
0.3625	-0.2881	-0.1587	0.2882	0.6271
0.7889	0.0384	-0.7588	-0.6995	-0.3656

0.5599 -0.3757 0.6532 -0.5542 0.9053

$$B_1 - B_{15}$$

-9.4395 -7.6703 7.9098 -9.0594 -4.9546 8.1967 5.6683 -
3.6238 -8.3500 -4.1453 7.4073 -9.1988 -8.2138 -6.4411 1.0416

$$B_1^i = 0.1903$$

На рисунках: 5.3.3, 5.3.4, 5.3.5, 5.3.6, 5.3.7, 5.3.8, 5.3.9, 5.3.10, 5.3.11, 5.3.12. представлены результаты нейроидентификации параметров ионизированной плазмы: тока, напряжения, давления.

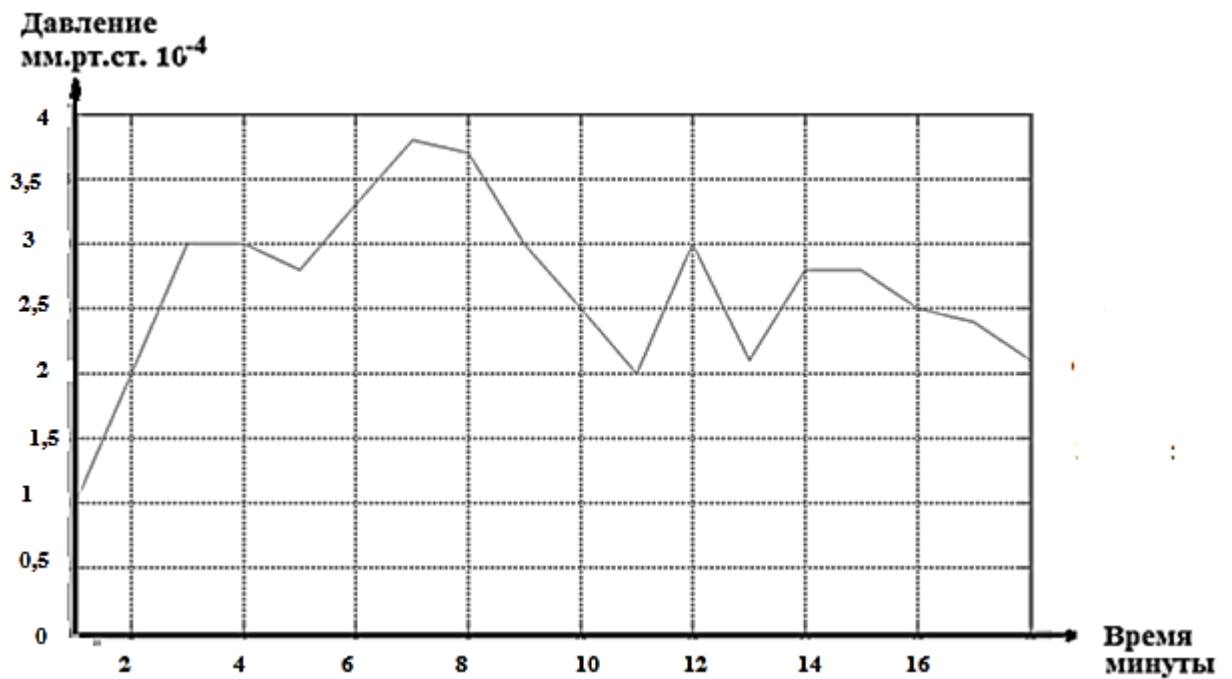


Рисунок 5.3.3 – Давление ионизированной плазмы

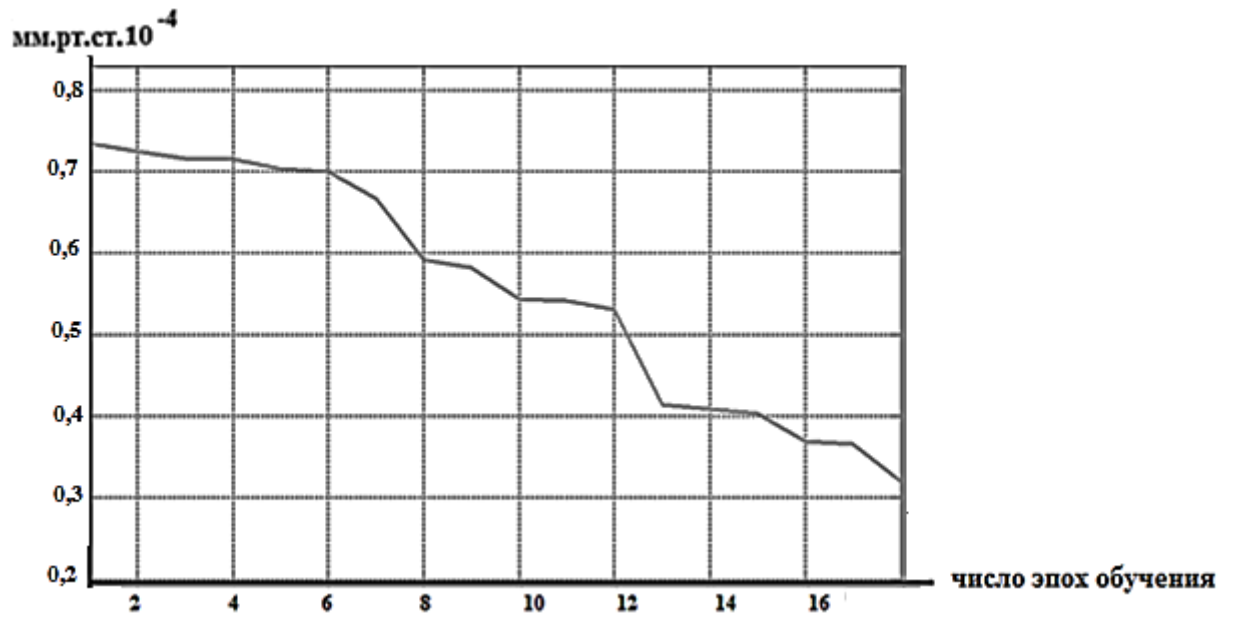


Рисунок 3.3.4 – Ошибка обучения нейроидентификатора давления

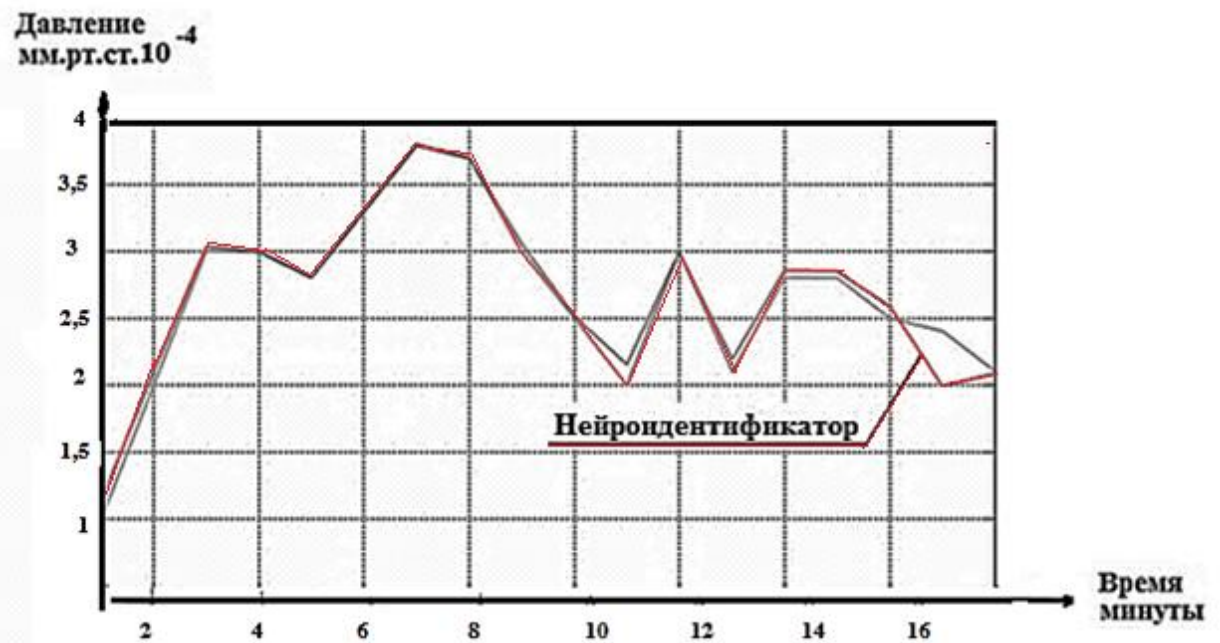


Рисунок 5.3.5– Нейроидентификация давления ионизированной плазмы

МАП-3

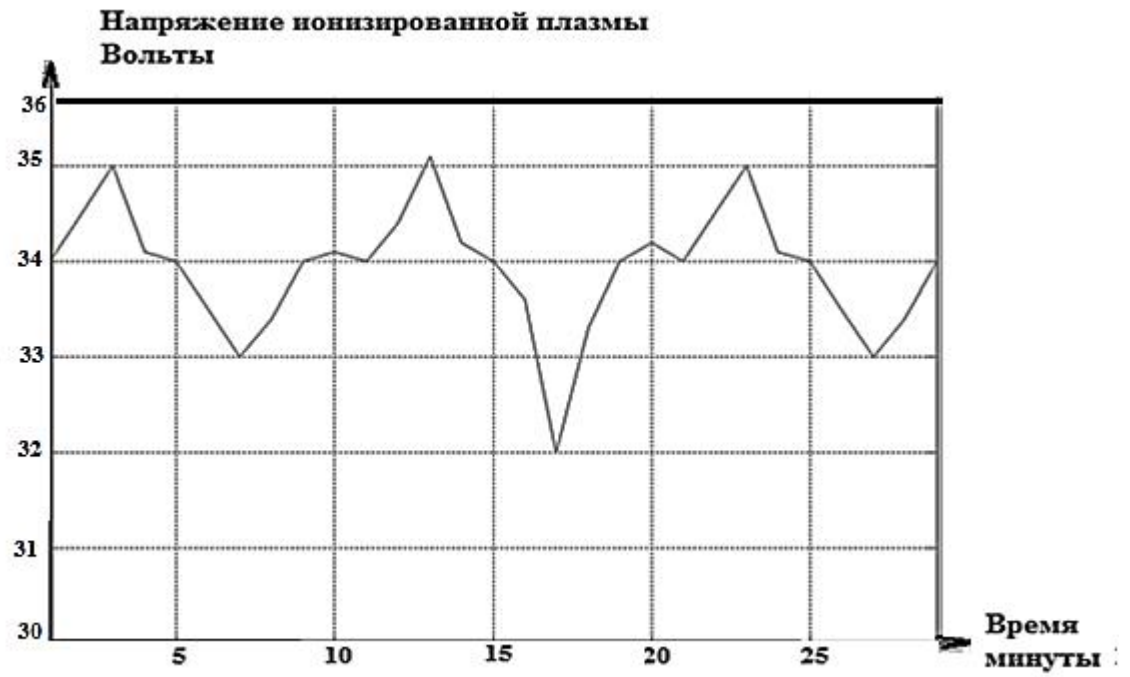


Рисунок 5.3.6. – Напряжение ионизированной плазмы

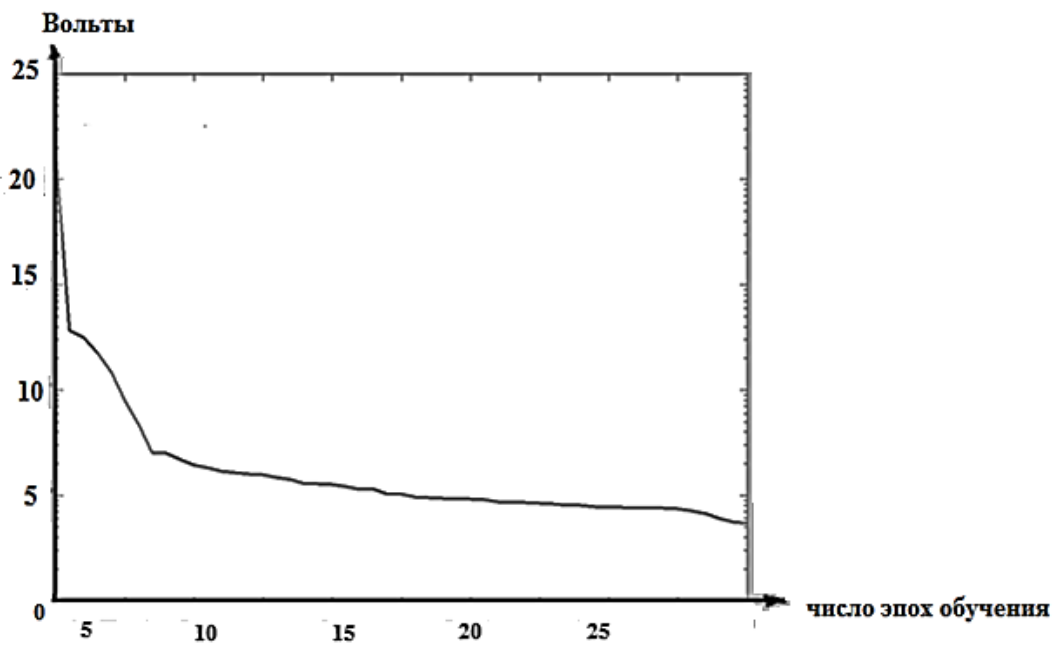


Рисунок.5.3.7– Ошибка обучения идентификатора напряжения

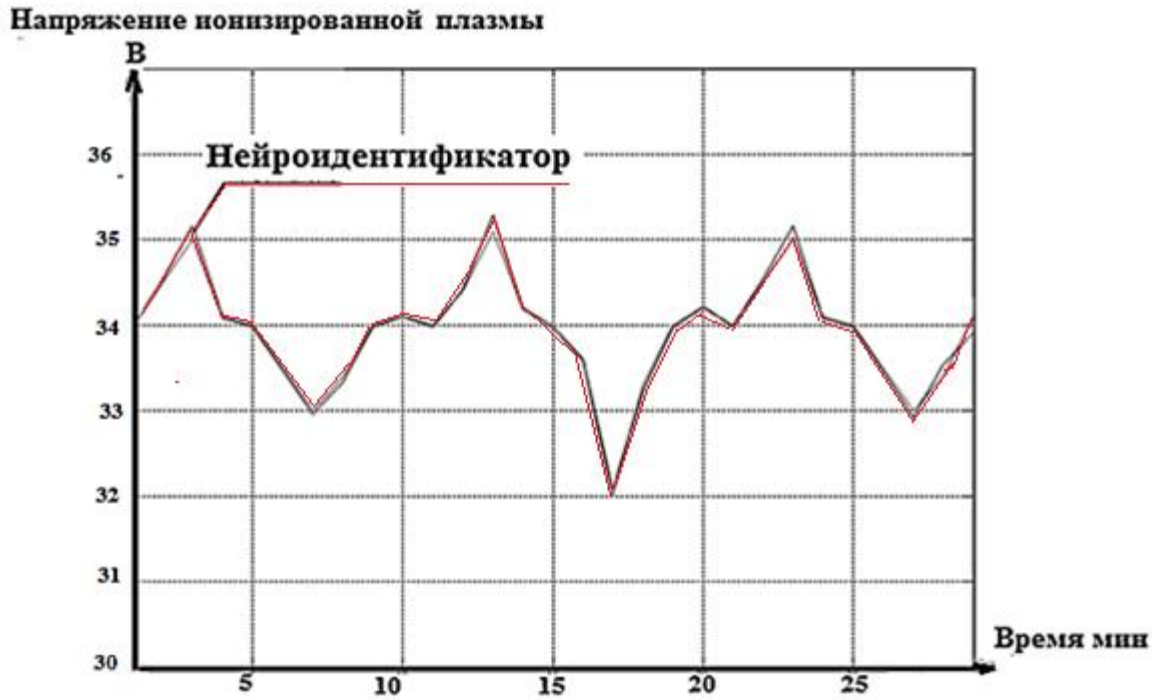


Рисунок 5.3.8– Нейроидентификация напряжения ионизированной плазмы

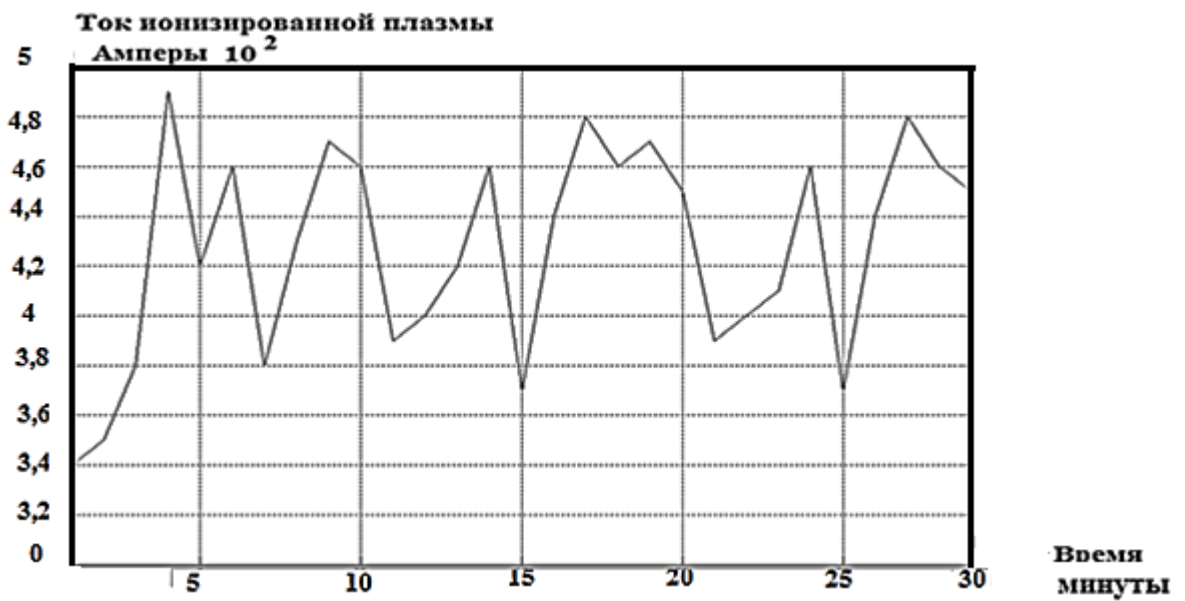


Рис.

Рисунок 5.3.9 – Ток в установке МАП-3 при ионно-плазменном напылении

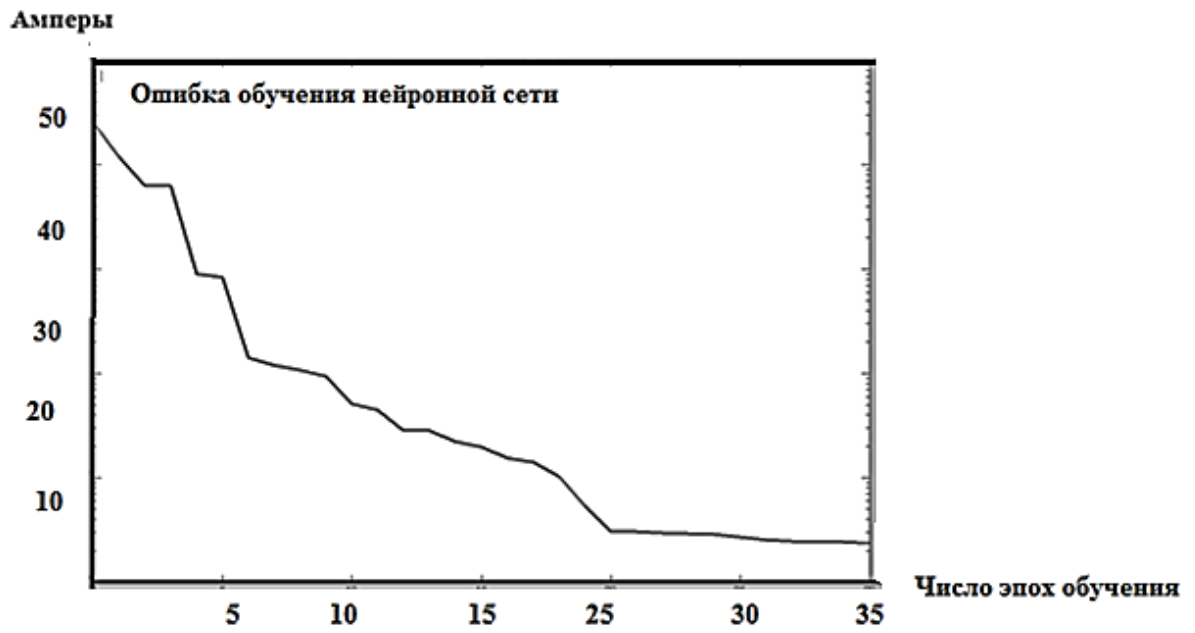


Рисунок 5.3.10– Ошибка обучения идентификатора тока

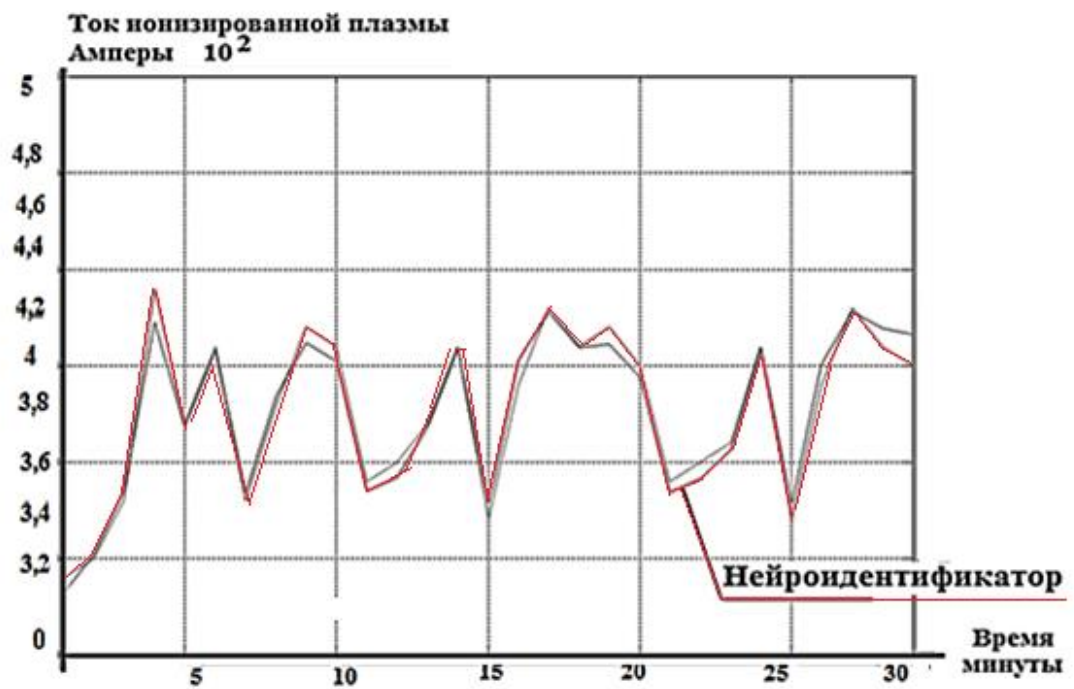


Рисунок.5.3.11 – Нейроидентификация тока ионизированной плазмы

Для прогноза на такт вперед параметров ионизированной плазмы, например давления $P(n+1)$ (P_{10}), воспользуемся нейронными сетями с ($n=9$) количеством входов.

Обучающие выборки для нейронной сети состоят из девяти входных данных $P_1, P_2, P_3, P_4, P_5, P_6, P_7, P_8, P_9$, а желаемым выходом является данные последующего такта P_{10} . Обучение нейронной сети проводилось в среде МАТЛАБ.

Система для нейропрогноза давления ионизированной плазмы P_{10} описывается следующими уравнениями:

$$\begin{aligned}
 Y_1 &= P_1W_{11} + P_2W_{12} + P_3W_{13} + P_4W_{14} + P_5W_{15} + P_6W_{16} + P_7W_{17} + P_8W_{18} + P_9W_{19} + B_1; \\
 Y_2 &= P_1W_{21} + P_2W_{22} + P_3W_{23} + P_4W_{24} + P_5W_{25} + P_6W_{26} + P_7W_{27} + P_8W_{28} + P_9W_{29} + B_2 \\
 Y_3 &= P_1W_{31} + P_2W_{32} + P_3W_{33} + P_4W_{34} + P_5W_{35} + P_6W_{36} + P_7W_{37} + P_8W_{38} + P_9W_{39} + B_3 \\
 Y_4 &= P_1W_{41} + P_2W_{42} + P_3W_{43} + P_4W_{44} + P_5W_{45} + P_6W_{46} + P_7W_{47} + P_8W_{48} + P_9W_{49} + B_4 \\
 Y_5 &= P_1W_{51} + P_2W_{52} + P_3W_{53} + P_4W_{54} + P_5W_{55} + P_6W_{56} + P_7W_{57} + P_8W_{58} + P_9W_{59} + B_5 \\
 Y_6 &= P_1W_{61} + P_2W_{62} + P_3W_{63} + P_4W_{64} + P_5W_{65} + P_6W_{66} + P_7W_{67} + P_8W_{68} + P_9W_{69} + B_6 \\
 Y_7 &= P_1W_{71} + P_2W_{72} + P_3W_{73} + P_4W_{74} + P_5W_{75} + P_6W_{76} + P_7W_{77} + P_8W_{78} + P_9W_{79} + B_7 \\
 Y_8 &= P_1W_{81} + P_2W_{82} + P_3W_{83} + P_4W_{84} + P_5W_{85} + P_6W_{86} + P_7W_{87} + P_8W_{88} + P_9W_{89} + B_8 \\
 Y_9 &= P_1W_{91} + P_2W_{92} + P_3W_{93} + P_4W_{94} + P_5W_{95} + P_6W_{96} + P_7W_{97} + P_8W_{98} + P_9W_{99} + B_9 \\
 Y_{10} &= P_1W_{101} + P_2W_{102} + P_3W_{103} + P_4W_{104} + P_5W_{105} + P_6W_{106} + P_7W_{107} + P_8W_{108} + P_9W_{109} + B_{10} \\
 R_1 &= \tan \operatorname{sig} Y_1; \\
 R_2 &= \tan \operatorname{sig} Y_2; \\
 R_3 &= \tan \operatorname{sig} Y_3; \\
 R_4 &= \tan \operatorname{sig} Y_4; \\
 R_5 &= \tan \operatorname{sig} Y_5; \\
 R_6 &= \tan \operatorname{sig} Y_6; \\
 R_7 &= \tan \operatorname{sig} Y_7; \\
 R_8 &= \tan \operatorname{sig} Y_8; \\
 R_9 &= \tan \operatorname{sig} Y_9; \\
 R_{10} &= \tan \operatorname{sig} Y_{10}; \\
 Y'_{222} &= R_1W'_{21} + R_2W'_{22} + R_3W'_{23} + R_4W'_{24} + R_5W'_{25} + R_6W'_{26} + R_7W'_{27} + R_8W'_{28} + R_9W'_{29} + R_{10}W'_{210} + B'_{21}; \\
 P_{10} &= \tan \operatorname{sig} Y'_{222},
 \end{aligned}$$

(5.3.7)

где $P_1 \dots P_9$; входные сигналы нейронной сети; P_{10} выходной сигнал нейронной сети; $Y_1 \dots Y_{10}$ выходные сигналы первого слоя нейронов; $W_{11} \dots W_{109}$ веса первого слоя нейронов; $B_1 \dots B_{10}$ смещения первого слоя нейронов; $R_1 \dots R_{10}$ сигналы на выходе блоков активации первого слоя нейронов; Y'_{222} сигнал на выходе второго слоя нейронов; $W'_{21} \dots W'_{210}$ веса второго слоя нейронов; B'_{21} смещение второго слоя нейронов.

После обучения нейронной сети получаем необходимые веса и смещения.

$W_{11} \dots W_{109}$

0.4775 -0.6399 0.1976 0.2923 -0.1509 -0.4433 0.3974 0.5202 -0.2795
 0.4610 0.5747 -0.5074 -0.5458 -0.1439 0.2142 -0.3088 -0.2888 0.3753
 -0.5297 0.6957 0.4649 -0.3168 0.3771 0.2361 0.0091 0.4464 0.1211
 0.5795 0.0233 0.5743 -0.5307 0.4396 -0.4085 0.3278 -0.2840 0.1061
 0.2011 0.4202 0.2455 -0.4190 -0.3091 -0.4222 0.5433 0.5494 0.5306
 -0.6162 -0.5864 0.2825 0.3918 -0.0808 -0.0672 0.6298 -0.2626 -0.3472
 -0.3640 -0.1357 0.3825 0.3279 -0.0856 0.8226 0.0883 -0.5000 0.4305
 0.0693 0.7336 -0.1776 -0.3148 0.2326 -0.2956 -0.6547 -0.4233 0.4147
 0.6483 0.4437 0.2065 0.6380 0.2966 0.1294 -0.5326 0.1644 -0.1695
 0.5452 0.5809 -0.4091 -0.6056 0.2789 -0.3985 -0.3513 -0.0604 0.0588

$R_1 \dots R_{10}$

-3.0354 -1.1415 -1.2031 -1.2235 -1.5082 -0.0164 -1.9578 1.4960 -1.34851

1.9706

$W'_{21} \dots W'_{210}$

-0.8878 -0.9402 0.1107 0.5828 0.9051 -0.7659 0.1826 -0.0773 -0.9270
 -0.2963

B'_{21} -0.6264

При тестировании прогнозируемой нейронной сети получаем давление на такт вперед ионизированной плазмы $P_{10}^* = 0.6951 \cdot 10^{-4}$ мм.рт.ст. (рисунок 5.3.12).

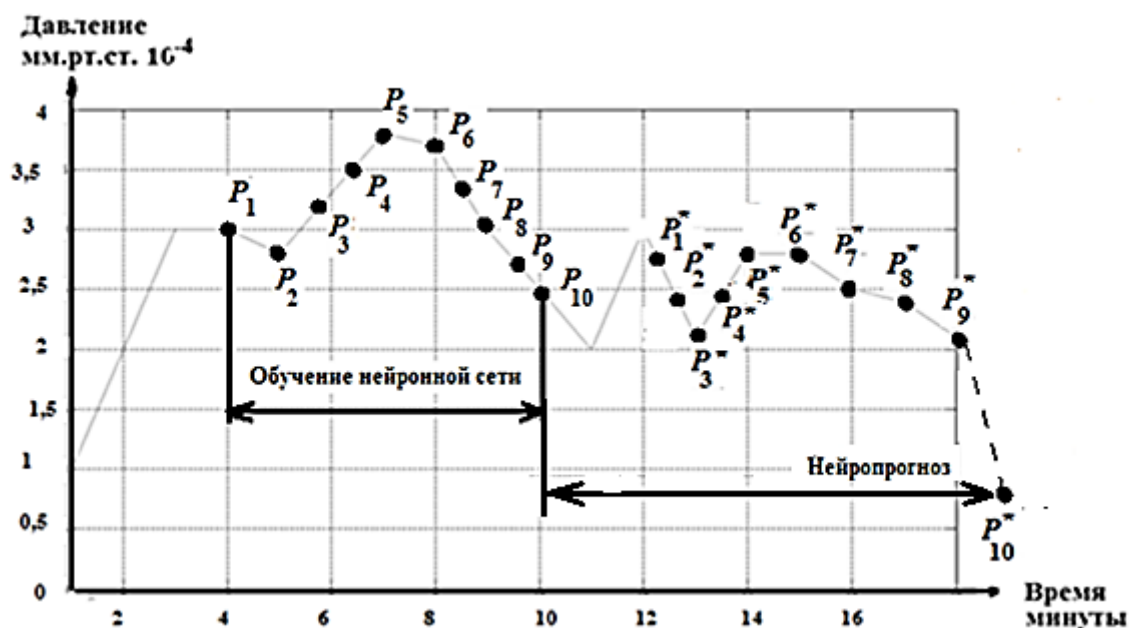


Рисунок 5.3.12 – Прогноз давления P_{10}^*

Аналогично прогнозируются напряжение и ток ионизированной плазмы.

Разработка цифровой системы управления ионно-плазменной установки МАП 3

На рисунке 5.3.13 представлена функциональная схема контура стабилизации давления в ионно-плазменной установке, которая представляет собой цифровую следящую систему автоматического регулирования. Контур отрицательной обратной связи замыкается с помощью датчика измерения давления. Управляющая ЭВМ выполняет функции нейроидентификации с

обработкой сигналов с датчиков, осуществляет заданную программу работы установки МАП-2.3, обеспечивает оптимальные параметры нейрорегулятора.

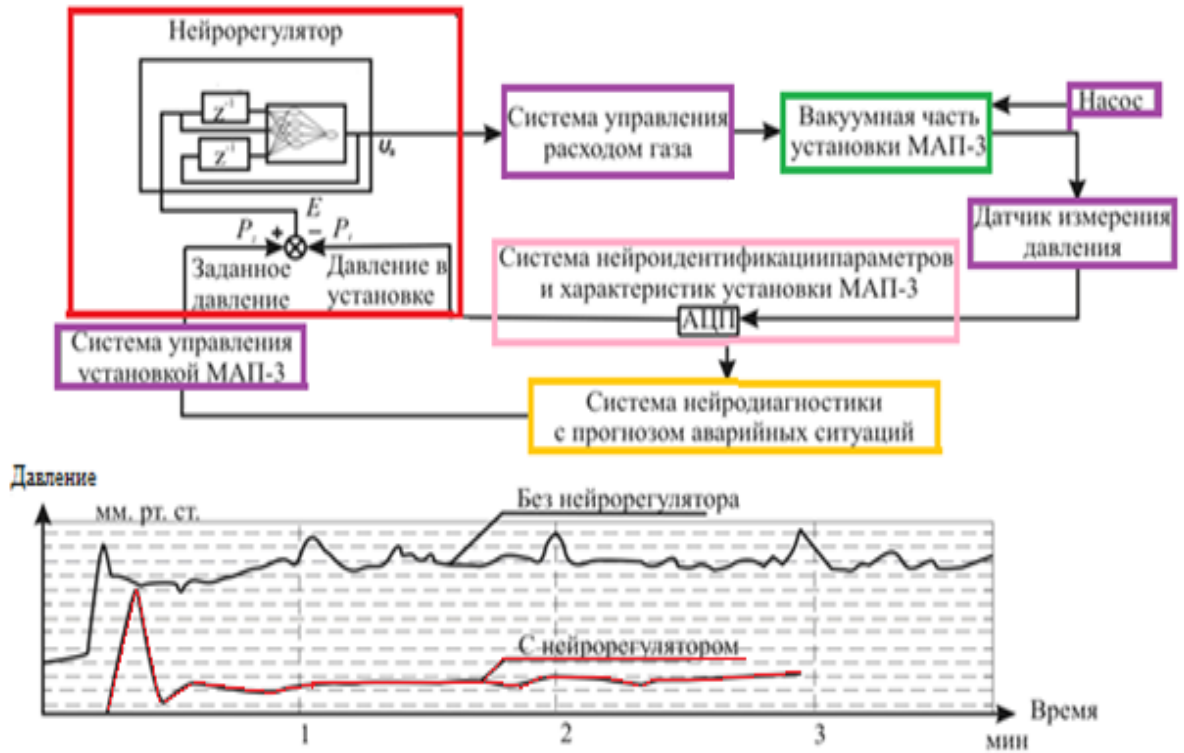
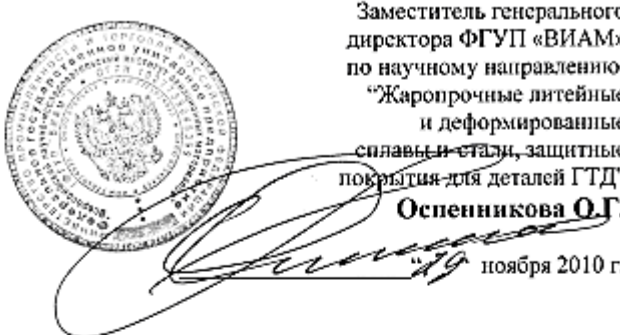


Рисунок 5.3.13 – Функциональная схема контура стабилизации давления в ионно-плазменной установке

Результаты научно-обоснованных предложений, перспективных систем нейроруавления разработки и исследования процессов ионно-плазменными установками подтверждены актами внедрения:

“Утверждаю”
Заместитель генерального
директора ФГУП «ВИАМ»
по научному направлению:
“Жаропрочные литейные
и деформированные
сплавы-стали, защитные
покрытия для деталей ГТД”
Оспенникова О.Г.
“19” ноября 2010 г.



АКТ

о внедрении научных и практических результатов докторской диссертации Буанкина Виктора Михайловича


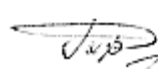
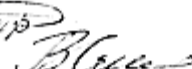
Комиссия в составе: председатель проф., д.т.н. Мубоджян С.А., члены комиссии ведущий инженер технолог Горлов Д.А. и ведущий инженер программист Смирнов В.В. составили настоящий акт в том, что в рамках совместной работы с ОАО «НИИВК им. М.А. Карцава» для повышения точности работы системы газопуска ионно-плазменной установки МАП-3 были внедрены результаты диссертационной работы Буанкина В.М., в том числе:

- метод нейроидентификации давления реактивного газа (N_2 , C_2H_2) в ионно-плазменной автоматизированной установке МАП-3;
- адаптивный нейрорегулятор для стабилизации давления реактивного газа с использованием эталонных моделей с желаемыми характеристиками контура управления установки МАП-3;
- адаптивный нейрорегулятор для стабилизации давления реактивного газа на базе инверсной характеристики контура управления установки МАП-3.

Внедрение разработанных методик и методов для ионно-плазменной установки МАП-3 позволило увеличить точность стабилизации давления реактивного газа на 15-20%, что обеспечивает повышение качества и стабильности свойств эрозионно-стойких покрытий из нитрида циркония и карбида хрома на рабочих лопатках компрессора авиационных ГТД

Председатель комиссии,
начальник лаборатории
высокотемпературных покрытий для деталей ГТД
проф., д.т.н.

Члены комиссии:
Ведущий инженер технолог
Ведущий инженер программист

 /Мубоджян С.А./
 /Горлов Д. А. /
 /Смирнов В.В. /



ОРДЕНА ТРУДОВОГО КРАСНОГО ЗНАМЕНИ
 ОТКРЫТОЕ АКЦИОНЕРНОЕ
 ОБЩЕСТВО
 "НАУЧНО-ИССЛЕДОВАТЕЛЬСКИЙ
 ИНСТИТУТ
 ВЫЧИСЛИТЕЛЬНЫХ КОМПЛЕКСОВ
 им. М.А. КАРЦЕВА"
ОАО «НИИВК им. М.А. КАРЦЕВА»

117437, Москва, ул. Профсоюзная, 108
 тел. 330-0929 факс 330-5630

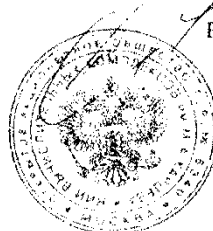
№ 17-54/1

На № _____

[_____]

Утверждаю
 Генеральный директор ОАО
 «НИИВК им. М.А.Карцева»

В.С.Мухтарулин



АКТ

об использовании научно-практических результатов работ Буянкина Виктора Михайловича полученных при выполнении им совместно с ОАО «НИИВК им. М.А. Карцева» НИОКР по теме «Разработка промышленных технологий по созданию адаптивной системы управления оборудованием по обработке металлов» выполненных для Министерства промышленности и энергетики РФ (Государственный контракт №7410.1003702 от 28 сентября 2007 года. Шифр темы - «Станок» РВИЖ. 2-Э44).

Комиссия в составе:

председатель — начальник НТЦ-2, к.т.н. М.И. Чельдиев,

члены комиссии:

- Гл. специалист по науке, к.т.н. Г.Н. Петрова,
- зам. начальника НТЦ-2, Д.А. Тумакин,
- руководитель проекта, к.т.н. А.Ф.Исаков.

составили настоящий акт в том, что в отчетные материалы по НИОКР «Станок» (РВИЖ.2-Э44) входят разработанные Буянкиным В.М. следующие научно-практические материалы:

- методика синтеза нейропрогнозирующей идентификации статических и динамических характеристик ионно-плазменной установки МАП-3 с использованием ансамбля нейронных сетей;

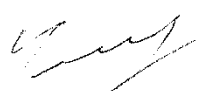
- методика синтеза нейрорегуляторов на базе нейропрогнозирующей идентификации для систем управления ионно-плазменной установкой МАП-3 с использованием эталонных моделей;

- методика с этапами синтеза адаптивных нейрорегуляторов на базе нейропрогнозируемой инверсной характеристики ионно-плазменной установки МАП-3.

Внедрение разработанных автором методик и методов в АСУ ТП ионно-плазменной установкой МАП-3 позволяет увеличить точность стабилизации давления ионизированной плазмы на 15%, что приводит к повышению качества состава жаростойкого покрытия наносимого на лопатки газотурбинных авиационных двигателей.

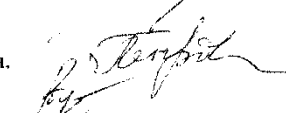
Председатель комиссии

- Начальник НТЦ-2, к.т.н.

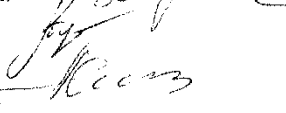
 /М.И. Чельдиев/

Члены комиссии

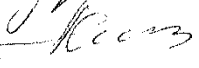
- Гл. специалист по науке, к.т.н.

 /Г.Н. Петрова/

- Зам. начальника НТЦ-2

 /Д.А. Тумакин/

- Руководитель проекта, к.т.н.

 /А.Ф.Исаков/

Выводы

Результаты компьютерного моделирования, технологии автоматизированного синтеза НСУ показали перспективность применения систем нейроидентификации, нейроуправления, нейродиагностики в АТОННХ: ЦСП металлорежущих станков, в манипуляторах для роботов, в ионно-плазменных установках, которые существенно повышают статические и динамические параметры АТОННХ.

Внедрение разработанных методов нейроидентификации, нейроуправления АТОННХ позволило:

- 1.Повысить точность поддержания частоты вращения вала электродвигателя металлорежущего станка на 10% ;
- 2.Определить характеристики нагрузок в штангах манипуляторов с параллельной кинематикой типа - “трипод”, “гексапод”;
- 3.Увеличить точность стабилизации давления ионизированной плазмы в ионно-плазменной установке МАП 3 на 15%;
- 4.Увеличить быстродействие работы АТОННХ за счет использования нечеткой логики.

Методы нейроидентификации, нейроуправления, нейродиагностики были проверены на АТОННХ: ЦСП; ионно-плазменной установке МАП 3.

Заключение диссертации

В диссертационной работе изложены научно обоснованные технические решения, внедрение которых вносит значительный вклад в развитие страны.

Основные результаты работы заключаются в следующем:

1. Обоснована возможность создания систем нейроуправления АТОННХ. Определены и обоснованы преимущества нейросетевого подхода к построению АТОННХ.
2. Проанализированы особенности построения систем нейроуправления АТОННХ для повышения их статических и динамических характеристик.
3. Разработан метод синтеза нейроидентификаторов с нейропрогнозом статических и динамических характеристик на базе ансамбля нейронных сетей.
4. Разработаны подходы повышения точности и качества работы АТОННХ с использованием адаптивных систем нейроуправлением на базе нечеткой логики.
5. Разработан метода синтеза нейроидентификатораов с нейропрогнозом статических и динамических характеристик на базе ансамбля нейронных сетей с нечеткой логикой.
6. Разработана комбинированная система диагностики на базе ансамбля нейроидентификаторов - искусственного интеллекта, которая позволит решить проблемы оптимального распознавания большого спектра неисправностей АТОННХ и предсказать аварийные режимы. Идея создания ансамбля нейроидентификаторов позволит заложить основы искусственного интеллекта.
7. Разработан метод синтеза адаптивного подчиненно-нейронного регулирования.

8. Предложен новый подход анализа локальной устойчивости, базирующийся на затухании высших производных ошибки обучения нейронных сетей.

9. Эффективность нейроидентификации, нейроуправления, нейродиагностики подтверждена результатами моделирования и экспериментальными исследованиями.

Разработанные методы, алгоритмы и архитектуры нейроидентификации, нейроуправления, нейродиагностики являются перспективной для дальнейшего развития искусственного интеллекта.

Совокупность полученных результатов позволяет сделать заключение об успешной реализации научных технических решений, внедрение которых вносит значительный вклад в развитие страны.

Литература

1. **Аверкин, А. Н.** Параметрические логики в интеллектуальных системах управления / А. Н. Аверкин, И. Н. Федосеева; Рос. акад. наук. Вычисл. центр. – Москва : Вычислительный центр РАН, 2000. – 103, [3] с.
2. **Алиев, Р. А.** Производственные системы с искусственным интеллектом / Р. А. Алиев, Н. М. Абдикеев, М. М. Шахназаров. – Москва : Радио и связь, 1990. – 262, [1] с. : ил., табл.
3. **Абовский, Н. П.** **Нейроуправляемые конструкции и системы / [авт. Н. П. Абовский и др.] ; под ред. Н. П. Абовского. – Москва : Радиотехника, 2003. – 367 с. : ил. – (Нейрокомпьютеры и их применение ; кн. 13).**
4. **Буянкин, В. М.** Нейросетевая идентифи[к]ация и [у]правление не[к]оторыми механизмами параллельной [к]инемати[к]и / В. М. Буянкин, С. М. Гоменюк, А. П. Карпенко, Т. О. Литун // Информационные технологии. – 2011. – № S11. – С. 1–32. – EDN OJLTDN.
5. **Буянкин, В. М.** Управление электроприводами для механизмов параллельной кинематики робота манипулятора типа «Хобот» / В. М. Буянкин // Исследования наукограда. – 2012. – № 1 (1). – С. 29–36. – EDN PABUN.
6. **Буянкин, В. М.** Интегральный пропорциональный дифференциальный нейрорегулятор / В. М. Буянкин // Вестник Московского государственного технического университета им. Н. Э. Баумана. Серия Естественные науки. – 2006. – № 3 (22). – С. 56–61. – EDN HVHCTD.
7. **Буянкин, В. М.** Применение искусственной нейронной сети в режиме идентификации динамических параметров электродвигателя / В. М. Буянкин // Вестник Московского государственного технического университета им. Н. Э. Баумана. Серия Приборостроение. – 2006. – № 3 (64). – С. 25–30. – EDN HVHBQR.

8. **Буянкин, В. М.** Двухконтурная система нейрорегулирования электроприводом с нейросамонастройкой / В. М. Буянкин // Нейрокомпьютеры: разработка, применение. – 2006. – № 8-9. – С. 90–94. – EDN HVUPLP.

9. **Буянкин, В. М.** Физические процессы нечеткого управления при обучении нейрорегуляторов токового контура электропровода с мягкими вычислениями / В. М. Буянкин, В. Г. Захаров // Вестник Московского автомобильно-дорожного института (государственного технического университета). – 2007. – № 2 (9). – С. 72–75. – EDN JVFANV.

10. **Буянкин, В. М.** Физические процессы нечеткого управления при обучении нейрорегуляторов токового и скоростного контуров электропривода с мягкими вычислениями / В. М. Буянкин, В. Г. Захаров // Вестник Московского автомобильно-дорожного института (государственного технического университета). – 2007. – № 3 (10). – С. 102–106. – EDN JVFAXL.

11. **Буянкин, В. М.** Прогнозирование неисправностей электропривода с использованием нечеткой нейронной сети / В. М. Буянкин, В. Г. Захаров // Вестник Московского автомобильно-дорожного института (государственного технического университета). – 2009. – № 4 (19). – С. 22–25. – EDN LAASMD.

12. **Буянкин, В. М.** Нейродиагностика и прогнозирование работоспособности оборудования электропривода с использованием нечеткой нейронной сети ANFIS / В. М. Буянкин // Контроль. Диагностика. – 2008. – № 3. – С. 60–63. – EDN ILHVCP.

13. **Буянкин, В. М.** Нейродиагностика и прогнозирование работоспособности оборудования электропривода с использованием нейронной сети / В. М. Буянкин // Контроль. Диагностика. – 2007. – № 12. – С. 59–61. – EDN IISDRZ.

14. **Буянкин, В. М.** Синтез нейрорегуляторов с нечеткой логикой для токового и скоростного контура электропривода с мягкими вычислениями /

В. М. Буянкин // Автоматизация и современные технологии. – 2007. – № 11. – С. 19–24. – EDN ORMZZV.

15. **Буянкин, В. М.** Нечеткое управление нейрорегуляторами для токового и скоростного контуров электропривода / В. М. Буянкин, Д. В. Пантюхин // Нейрокомпьютеры: разработка, применение. – 2009. – № 10. – С. 46–51. – EDN LAAKSF.

16. **Буянкин, В. М.** Нейроидентификация статических и динамических характеристик асинхронного электродвигателя переменного тока / В. М. Буянкин, Д. В. Пантюхин // Нейрокомпьютеры: разработка, применение. – 2009. – № 7. – С. 69–73. – EDN LAAMBF.

17. **Буянкин, В. М.** Система нейрорегулирования с нейросамоастройкой токового контура электропривода / В. М. Буянкин, В. С. Семенов // Известия высших учебных заведений. Машиностроение. – 2007. – № 12. – С. 32–36. – EDN IJAZVB.

18. **Буянкин, В. М.** Нейроидентификация статических и динамических характеристик электропривода / В. М. Буянкин // Известия высших учебных заведений. Машиностроение. – 2008. – № 9. – С. 43–46. – EDN JVBLQB.

19. **Буянкин, В. М.** Нейроидентификация, нейрорегулирование, нейрорегулирование статических и динамических характеристик электропривода / В. М. Буянкин // Вестник компьютерных и информационных технологий. – 2010. – № 5 (71). – С. 38–43. – EDN MIPNAL.

20. **Буянкин, В. М.** Анализ влияния числа слоев нейронной сети на устойчивость замкнутых систем нейрорегулирования электроприводом / В. М. Буянкин // Вестник Московского государственного технического университета им. Н. Э. Баумана. Серия Машиностроение. – 2010. – № 3 (80). – С. 108–115. – EDN MURNUR.

21. **Буянкин, В. М.** Синтез последовательного интегрального пропорционального нейрорегулятора для управления электроприводом /

В. М. Буянкин, Д. В. Пантюхин // Известия ТРТУ. – 2006. – № 3 (58). – С. 115–121. – EDN KTZWNF.

22. **Буянкин, В. М.** Разработка метода синтеза многопараметрической нейропрогнозирующей идентификации с использованием ансамбля нейронных сетей с нечеткой логикой для сложных технологических установок / В. М. Буянкин // Промышленные АСУ и контроллеры. – 2012. – № 6. – С. 31–35. – EDN STEUMV.

23. **Буянкин, В. М.** Синтез нейроадаптивных нейрорегуляторов с использованием нечетких технологий на базе нейропрогнозирующих нейроидентификаторов для систем управления сложными техническими установками / В. М. Буянкин // Приборы и системы. Управление, контроль, диагностика. – 2012. – № 8. – С. 33–44. – EDN TMHVTL.

24. **Буянкин, В. М.** Метод нейропрогнозирующей нейродиагностики аварийных ситуаций в сложных электротехнических системах с применением интеллектуальных нечетких технологий / В. М. Буянкин // Приборы и системы. Управление, контроль, диагностика. – 2012. – № 5. – С. 5–12. – EDN SMJGOZ.

25. **Буянкин, В. М.** Синтез нейрорегуляторов для сложных технологических установок с применением бинарных нечетких отношений / В. М. Буянкин // Исследования наукограда. – 2013. – № 1 (3). – С. 33–41. – EDN QAQWYL.

26. **Буянкин, В. М.** Трехконтурная система прогнозируемой нейроидентификации ионизированной плазмы / В. М. Буянкин // Промышленные АСУ и контроллеры. – 2014. – № 6. – С. 29–35. – EDN SJVVNR.

27. **Буянкин, В. М.** Синтез нейрорегуляторов для многоконтурных электроприводов на базе системы подчиненного регулирования / В. М. Буянкин, С. К. Ковалёва // Промышленные АСУ и контроллеры. – 2015. – № 6. – С. 60–64. – EDN TXOBLB.

28. **Буянкин, В. М.** Нейроуправление роботами с параллельной кинематикой / В. М. Буянкин, Ю. Т. Каганов. – Saarbrücken : Lambert Academic Publ., 2011. – 176 с. – (LAP).

29. **Буянкин, В. М.** Нейронные сети в управлении / В. М. Буянкин. – Saarbrücken : Lambert Academic Publ., 2011. – 300 с. – (LAP).

30. **Буянкин, В. М.** Отчет НИР по проекту № 2.1.2/1509 аналитической ведомственной целевой программы «Развитие научного потенциала высшей школы (2009–2010 годы)» / В. М. Буянкин, Ю. Т. Каганов, А. П. Карпенко и др. ; МГТУ им. Н. Э. Баумана ; рук. А. П. Карпенко. – Москва, 2010. – 161 с., № ГР 01201000171, Инв. № 02201001799.

31. **Буянкин, В. М.** Отчет НИР (промежуточный, III этап) : Разработка научных основ построения мехатронных технологических машин на базе многосекционных манипуляторов типа «хобот» по проекту № 2.1.2/1509 аналитической ведомственной целевой программы «Развитие научного потенциала высшей школы (2009–2010 годы)» / В. М. Буянкин, Ю. Т. Каганов, А. П. Карпенко и др. ; МГТУ им. Н. Э. Баумана ; рук. А. П. Карпенко. – Москва, 2010. – 161 с., № ГР 01201000171, Инв. № 02201001799.

32. **Буянкин, В. М.** Отчет о НИР (заключительный, IV этап) : Разработка научных основ построения мехатронных технологических машин на базе многосекционных манипуляторов типа «хобот» по проекту № 2.1.2/1509 аналитической ведомственной целевой программы «Развитие научного потенциала высшей школы (2009–2010 годы)» / В. М. Буянкин, Ю. Т. Каганов, А. П. Карпенко и др. ; МГТУ им. Н. Э. Баумана ; рук. А. П. Карпенко. – Москва, 2010. – 161 с., № ГР 01201000171, Инв. № 02201150680.

33. **Буянкин, В. М.** Нейроуправление электродвигателями, электроприводами / В. М. Буянкин. – Saarbrücken : Lambert Academic Publ., 2015. – 180 с. – (LAP).

34. **Буянкин, В. М.** Цифровое управление электродвигателями. Микропроцессорный следящий электропривод / В. М. Буянкин. – Saarbrücken : Lambert Academic Publ., 2012. – 188 с. – (LAP).
35. **Буянкин, В. М.** Курс цифровой электроники : краткий вариант лекций, семинаров, лабораторных / В. М. Буянкин. – Saarbrücken : Lambert Academic Publ., 2015. – 412 с. – (LAP).
36. **Буянкин, В. М.** Электротехника, электроника, электродвигатели, электропривод / В. М. Буянкин. – Saarbrücken : Lambert Academic Publ., 2016. – 508 с. – (LAP).
37. **Буянкин, В. М.** Нечеткое нейроуправление электроприводом / В. М. Буянкин // Нейросетевые технологии и их применение «НСТИП – 2008» : VII Международная научная конференция, г. Краматорск, 10 декабря 2008 года. – Краматорск : Донбасская государственная машиностроительная академия, 2008. – С. 6–11.
38. **Буянкин, В. М.** Нейродиагностика с комбинированным подходом к нейропрогнозированию аварийных ситуаций в электроприводах / В. М. Буянкин // XV Международной конференции по нейрокибернетике = Proceedings XV International Conference on Neurocybernetics, Ростов-на-Дону, 23–25 сентября 2009 года : сборник материалов. – Том 2. – Ростов-на-Дону : Южный федеральный университет, 2009. – С. 59–60.
39. **Буянкин, В. М.** Цифровой следящий электропривод с отдельным управлением реверсивным тиристорным преобразователем / В. М. Буянкин, В. В. Васильев // Электро- и гидропривод станков с ЧПУ и промышленных роботов : сб. науч. тр. / Эксперим. НИИ металлорежущих станков; под ред. В. А. Кудинова. – Москва : ОНТИ ЭНИМС, 1982. – С. 78–86.
40. **Буянкин, В. М.** Управление приводом в микропроцессорных системах / В. М. Буянкин, В. В. Васильев, Э. Л. Тихомиров, Н. С. Точилина // Микропроцессорная техника в металлорежущих станках с ЧПУ : сб. науч. тр.

/ Эксперим. НИИ металлорежущих станков; под ред. В. А. Кудинова, В. А. Ратмирова. – Москва : ОНТИ ЭНИМС, 1983. – С. 43–51.

41. **Буянкин, В. М.** Диагностика цифрового следящего электропривода / В. М. Буянкин // Проблемы создания автоматизированных металлорежущих станков / В. М. Буянкин, В. В. Васильев, Э. Л. Тихомиров, Н. С. Точилина. – Москва : НИИмаш, 1981. – С. 135–140.

42. Авторское свидетельство № 734607 СССР, МПК G 05 В 11/14. Цифровой следящий привод : № 2630351/18-24 : заявл. 10.07.1978 : опубл. 15.05.1980, бюл. № 18 / В. М. Буянкин, Д. И. Вышецкий, А. А. Корбут, В. И. Криворук [и др.] ; заявитель : Экспериментальный научно-исследовательский институт металлорежущих станков.

43. Авторское свидетельство № 746653 СССР, МПК G 08 С 9/00, Н 03 К 5/00. Устройство для преобразования перемещение-код-фаза : № 2606552/18-24 : заявл. 24.04.1978 : опубл. 07.07.1980, бюл. № 25 / В. М. Буянкин, Д. И. Вышецкий, И. С. Гутис, А. А. Корбут [и др.] ; заявитель : Ордена Трудового Красного Знамени экспериментальный научно-исследовательский институт металлорежущих станков.

44. Авторское свидетельство № 809056 СССР, МПК G 05 В 11/14. Устройство для управления приводом : № 2657476/18-24 : заявл. 15.09.1978 : опубл. 28.02.1981, бюл. № 8 / В. М. Буянкин, В. Г. Полетаев, Г. Г. Смолко, А. И. Соловьев [и др.] ; заявитель : Ордена Трудового Красного Знамени экспериментальный научно-исследовательский институт металлорежущих станков.

45. Авторское свидетельство № 926703 СССР, МПК G 08 С 9/00. Преобразователь угловых перемещений в код : № 2693501/18-24 : заявл. 19.12.1978 : опубл. 07.05.1982, бюл. № 17 / В. М. Буянкин, А. М. Горбань, Ю. П. Кожарский, М. П. Кузьмицкас [и др.] ; заявитель : Ордена Трудового

Красного Знамени экспериментальный научно-исследовательский институт металлорежущих станков.

46. **Буянкин, В. М.** Изучение электропривода постоянного тока с прямым микропроцессорным управлением : методические указания к лабораторной работе по курсу «Основы электропривода» / В. М. Буянкин, В. А. Кравец, В. С. Семенов ; под ред. Ю. И. Даниленко. – Москва : МВТУ им. Н. Э. Баумана, 1982. – 12 с.

47. **Буянкин, В. М.** Программно-математическое обеспечение микропроцессорного привода в лаборатории электропривода / В. М. Буянкин, Р. О. Шамгулов. – Москва, 1991. – 6 с. – Деп. в ВНИИВО 06.07.1991 № 1151-91.

48. **Буянкин, В. М.** Разработка и исследование цифрового электропривода на базе микро-ЭВМ / В. М. Буянкин, А. М. Пуцов, А. М. Романенко. – Москва, 1990. – 7 с. – Деп. в ВНИИТЭРМ.

49. **Буянкин, В. М.** Применение оборудования по микропроцессорному приводу в лаборатории электропривода / В. М. Буянкин, В. А. Кравец, В. С. Семенов, Р. О. Шамгулов. – Москва, 1991. – Деп. в ВНИИВО № 1148-91.

50. **Буянкин, В. М.** Исследование и математическое моделирование микропроцессорного электропривода / В. М. Буянкин, В. М. Русаков // Московского государственного технического университета им. Н. Э. Баумана. Серия Приборостроение. – 2002. – № 4 (49). – С. 109–120.

51. **Буянкин, В. М.** Влияние внешних возмущающих воздействий на точность микропроцессорного привода / В. М. Буянкин, В. М. Русаков // Вестник Московского государственного технического университета им. Н. Э. Баумана. Серия Приборостроение. – 2004. – № 1 (54). – С. 73–80.

52. **Буянкин, В. М.** Анализ влияния дискретности по времени на устойчивость работы микропроцессора электропривода / В. М. Буянкин,

В. М. Русаков // Современные естественно-научные и гуманитарные проблемы : сборник трудов научно-методической конференции, посвященной 40-летию НУК ФН, Москва, 01 декабря 2004 года. – Москва : Издательская группа «Логос», 2005. – С. 165–171.

53. **Буянкин, В. М.** Идентификация с использованием информационных систем на базе нейронных сетей с нечеткой логикой / В. М. Буянкин // Научные конференции, научные журналы : [электронный ресурс]. – 2014. – Октябрь. – URL: http://www.rusnauka.com/34_NNM_2014/Matemathics/2_178123.doc.htm (дата обращения: 08.05.2023).

54. **Буянкин, В. М.** Метод подчиненного нейрорегулирования для многоконтурных технических объектов (электроприводов) / В. М. Буянкин, С. Н. Ковалева // Нейрокомпьютеры и их применение : XIII Всероссийская научная конференция. Тезисы докладов, Москва, 17 марта 2015 года. – Москва : Московский государственный психолого-педагогический университет, 2015. – С. 73–74.

55. **Буянкин, В. М.** Разработка системы подчиненного нейрорегулирования для многоконтурных электроприводов / В. М. Буянкин, С. К. Ковалева // Стратегические вопросы мировой науки : материалы Международной конференции, Прага, 07–15 февраля 2015 года. – Прага: Publishing House «Education and Science» s.r.o., 2015. – С. 3–8.

56. **Буянкин, В. М.** Моделирование системы нейросамонастройки токового контура электропривода / В. М. Буянкин, С. К. Ковалева // Научные конференции, научные журналы : [электронный ресурс]. – 2015. – URL: http://www.rusnauka.com/15_KPSN_2015/Matemathics/4_192114.doc.htm (дата обращения, 08.05.2023).

57. **Буянкин, В. М.** Разработка структуры нейроадаптивной мехатронной системы с параллельной кинематикой на базе цифрового следящего электропривода с целью улучшения статических и динамических

характеристик робота / В. М. Буянкин // Промышленные АСУ и контроллеры. – 2016. – № 8. – С. 38–46. – EDN WMIKMF.

58. **Буянкин, В. М.** Тенденции и перспективы проектирования систем управления роботами с манипуляторами параллельной кинематики / В. М. Буянкин // Приборы и системы. Управление, контроль, диагностика. – 2016. – № 9. – С. 1–8. – EDN WMGTNH.

59. **Буянкин, В. М.** Метод проектирования ансамбля нейроидентификаторов с прогнозом для адаптивной мехатронной системы роботов с параллельной кинематикой типа трипод на базе цифровых следящих электроприводов / В. М. Буянкин // Промышленные АСУ и контроллеры. – 2016. – № 10. – С. 31–39. – EDN WWUSKH.

60. **Буянкин, В. М.** Разработка метода адаптивного подчиненного регулирования нейрорегуляторами для управления многоконтурными цифровыми следящими электроприводами для мехатронной системы робота с параллельной кинематикой / В. М. Буянкин // Промышленные АСУ и контроллеры. – 2016. – № 12. – С. 46–50. – EDN XVBOZZ.

61. **Волкоморов, С. В.** Геометрия многосекционного манипулятора типа «хобот» / С. В. Волкоморов, А. П. Карпенко // Наука и образование: научное издание МГТУ им. Н. Э. Баумана. – 2010. – № 12. – doi: 10.7463/1210.0163391 . – URL: <http://engineering-science.ru/doc/163391.html> (дата обращения: 08.05.2023).

62. **Волкоморов, С. В.** Планирование оптимальной целевой конфигурации робота-манипулятора типа «хобот» / С. В. Волкоморов, А. П. Карпенко // Мехатроника, автоматизация, управление. – 2010. – № 8. – С. 30–36. – EDN MTHWP.

78. **Волкоморов, С. В.** Оптимизация угловых и линейных размеров одно- и двухсекционного манипуляторов параллельной кинематики / С. В. Волкоморов, А. П. Карпенко, А. М. Лелетко // Наука и образование: научное издание МГТУ им. Н. Э. Баумана. – 2010. – № 8. – doi: 10.7463/0810.0154452 .

– URL: <http://engineering-science.ru/doc/154452.html> (дата обращения: 08.05.2023).

63. **Волкоморов, С. В.** Планирование конфигурации робота-манипулятора типа «хобот» / С. В. Волкоморов, А. П. Карпенко // Наука и образование: научное издание МГТУ им. Н. Э. Баумана. – 2010. – № 3. – doi: 10.7463/0310.0138076 . – URL: <http://engineering-science.ru/doc/138076.html> (дата обращения: 08.05.2023).

64. **Волкоморов, С. В.** Моделирование и оптимизация некоторых параллельных механизмов / С. В. Волкоморов, Ю. Т. Каганов, А. П. Карпенко // Информационные технологии. – 2010. – № S5. – С. 1–32. – EDN MDWZTD.

65. **Волкоморов, С. В.** Анализ кинематики параллельных механизмов средствами системы автоматизированного проектирования САПР / С. В. Волкоморов, А. П. Карпенко, В. А. Мартынюк // Информационные технологии. – 2010. – № 11. – С. 45–51. – EDN MWKXGV.

66. **Галушкин, А. И.** Теория нейронных сетей. Кн. 1 : учеб. пособие для вузов / А.И. Галушкин. – Москва : ИПРЖР, 2000. – 416 с. – (Нейрокомпьютеры и их применение).

67. **Глазунов, В. А.** Пространственные механизмы параллельной структуры / В. А. Глазунов, А. Ш. Колискор, А. Ф. Крайнев; отв. ред. П. И. Чинаев; АН СССР, Ин-т машиноведения им. А. А. Благонравова. – Москва : Наука, 1991. – 94, [1] с. : ил.

68. **Гоменюк, С. М.** Нейросетевые идентификация и управление механизмом параллельной кинематики типа «трипод» / С. М. Гоменюк, А. П. Карпенко // Наука и образование: научное издание МГТУ им. Н. Э. Баумана. – 2010. – № 9. – doi: 10.7463/0910.0157066 . – URL: <http://engineering-science.ru/doc/157066.html> (дата обращения: 10.05.2023).

69. **Горбань, А. Н.** Нейронные сети на персональном компьютере / А. Н. Горбань, Д. А. Россиев; отв. ред. В. И. Быков; Рос. акад. наук, Сиб. отд-

ние, Вычисл. центр (г. Красноярск). – Новосибирск : Наука : Сиб. изд. фирма, 1996. – 270, [5] с.

70. **Каганов, Ю. Т.** Математическое моделирование кинематики и динамики робота-манипулятора типа «хобот». 1. Математические модели секции манипулятора, как механизма параллельной кинематики типа «трипод» / Ю. Т. Каганов, А. П. Карпенко // Наука и образование: научное издание МГТУ им. Н. Э. Баумана. – 2009. – № 10. – doi: 10.7463/1009.0133262 . – URL: <http://engineering-science.ru/doc/133262.html?ysclid=lhjjoyvy74505870113> (дата обращения: 10.05.2023).

71. **Каганов, Ю. Т.** Математическое моделирование кинематики и динамики робота-манипулятора типа «хобот». 2. Математические модели секции манипулятора, как механизма параллельной кинематики типа «гексапод» / Ю. Т. Каганов, А. П. Карпенко // Наука и образование: научное издание МГТУ им. Н. Э. Баумана. – 2009. – № 11. – doi: 10.7463/1109.0133731 . – URL: <http://engineering-science.ru/doc/133731.html> (дата обращения: 10.05.2023).

72. **Карпенко, А. П.** Исследование динамики многосекционного манипулятора типа «хобот» / А. П. Карпенко, А. М. Шмонин // Наука и образование: научное издание МГТУ им. Н. Э. Баумана. – 2010. – № 9. – doi: 10.7463/0910.0157912 . – URL: <http://engineering-science.ru/doc/157912.html> (дата обращения: 10.05.2023).

73. **Терехов, В. А.** Нейросетевые системы управления : учеб. пособие для студентов вузов, обучающихся по специальности «Упр. и информатика в техн. системах» и направлению «Автоматизация и упр.» / В. А. Терехов, Д. В. Ефимов, И. Ю. Тюкин. – Москва : Высшая школа, 2002. – 182, [1] с. : ил.

74. The Robot Company : [сайт] / The Robot Company. – Seville, OH, cop. 2023. – URL: <http://www.robotco.com/> (дата обращения: 10.05.2023).

75. RobotWorx : [сайт] / TIE Family. – Marion, OH, cop. 2023. – URL: <http://www.robots.com/> (дата обращения: 30.01.2022).

76. PKMtriceptSL : [сайт] / PKM Tricept. – Navarra, 2007– . – URL: <http://www.pkmtricept.com/> (дата обращения: 30.01.2022).

77. **Тимофеев, А. В.** Системы цифрового и адаптивного управления роботов : учеб. пособие для студентов вузов, обучающихся по специальности «Роботы и робототехн. Системы» / А. В. Тимофеев, Ю. В. Экало; М-во образования Рос. Федерации. С.-Петерб. гос. ун-т аэрокосм. приборостроения. – СПб. : Изд-во С.-Петерб. ун-та, 1999. – 247 с. : ил.

78. **Каганов, Ю. Т.** Многоагентная нейросетевая система управления манипулятором типа «хобот» / Ю. Т. Каганов, А.П. Карпенко // Двенадцатая Национальная конференция по искусственному интеллекту с международным участием : КИИ – 2010 : труды конференции, Тверь, 20–24 сентября 2010 года / Российская ассоц. искусственного интеллекта. – Москва : ООО Издательская фирма «Физико-математическая литература», 2010. – Т. 3. – С. 405–413.

79. **Семенов, А. Д.** Идентификация объектов управления : учеб. пособие / А. Д. Семенов, Д. В. Артамонов, А. В. Брюхачев. – Пенза : Изд-во Пенз. гос. ун-та, 2003. – 211 с. : ил.

80. **Хайкин, С.** Нейронные сети. Полный курс / Саймон Хайкин ; [пер. с англ. Н. Н. Куссуль, А. Ю. Шелестова]. – 2-е изд. – Москва [и др.] : Вильямс, 2006. – 1103 с. : ил., табл.

81. Методы робастного, нейро-нечеткого и адаптивного управления : учебник для студентов вузов, обучающихся по машиностроит. и приборостроит. специальностям / [К. А. Пупков, Н. Д. Егупов, А. И. Гаврилов и др.; под ред. Н. Д. Егупова. – 2-е изд., стер. – Москва : Изд-во МГТУ им. Н. Э. Баумана, 2002. – 743 с. : ил. – (Методы теории автоматического управления).

82. **Егоров, А. И.** Обыкновенные дифференциальные уравнения с приложениями / А. И. Егоров. – Изд. 2-е, испр. – Москва : Физматлит, 2005. – 384 с. : ил.

83. **Камышинский, В. И.** Нейронные сети и их применение в системах управления и связи / В. И. Камышинский, Д. А. Смирнов. – Москва : Горячая линия – Телеком, 2003. – 93, [1] с. : ил.

84. **Дорф, Р.** Современные системы управления / Р. Дорф, Р. Бишоп; пер. с англ. Б. И. Копылова. – Москва : Лаб. Базовых Знаний : ЮНИМЕДИАСТАЙЛ, 2002. – 831 с. : ил., табл. – (Технический университет) (Автоматика).

85. **Деменков, Н. П.** Динамика нечеткой системы автоматической оптимизации / Н. П. Деменков, И. А. Мочалов // Вестник Московского государственного технического университета им. Н. Э. Баумана. Серия Приборостроение. – 2016. – № 1 (106). – С. 59–74. – doi: 10.18698/0236-3933-2016-1-59-74 . – EDN VRNHUV.

86. Математические основы теории автоматического регулирования : [учеб. пособие для втузов : в 2 т. / В. А. Иванов, В. С. Медведев, Б. К. Чемоданов, А. С. Ющенко] ; под ред. проф. Б. К. Чемоданова. – 2-е изд., доп. – Москва : Высшая школа, 1977. – Т. 1. – 366 с. : ил.

87. **Ивахненко, А. Г.** Моделирование сложных систем по экспериментальным данным / А. Г. Ивахненко, Ю. П. Юрачковский. – Москва : Радио и связь, 1987. – 117 с. : ил. – (Кибернетика).

88. **Казакевич, В. В.** Совместная идентификация и ускоренная оптимизация инерционных объектов / В. В. Казакевич, И.А.Мочалов // Автоматика и телемеханика. – 1984. – № 9. – С. 62–73.

89. **Каллан, Р.** Основные концепции нейронных сетей / Роберт Каллан ; [пер. с англ. и ред. А. Г. Сивака]. – Москва [и др.] : Вильямс, 2003. – 287 с. : ил., табл. – (Основы вычислительных систем).

90. **Комарцова, Л. Г.** Нейрокомпьютеры : учеб. пособие для студентов вузов, обучающихся по специальности «Вычисл. машины, комплексы,

системы и сети» направления подгот. дипломир. специалистов

«Информатика и вычисл. техника» / Л. Г. Комарцова, А. В. Максимов. – Москва : Изд-во МГТУ им. Н. Э. Баумана, 2002. – 318, [1] с. : ил., табл. – (Информатика в техническом вузе).

91. **Круглов, В. В.** Искусственные нейронные сети : Теория и практика / В. В. Круглов, В. В. Борисов. – 2-е изд. – Москва : Горячая линия – Телеком, 2002. – 381, [1] с. : ил., табл.

92. **Курейчик, В. М.** Генетические алгоритмы / В. М. Курейчик // Известия ТРТУ. – 1998. – № 2 (8). – С. 4–7. – EDN KXAPID.

93. **Ли, Р.** Оптимальные оценки, определение характеристик и управление / Роберт Ли ; пер. с англ. Ю. Ф. Кичатова, Л. П. Сысоева ; под ред. Я. З. Цыпкина. – Москва : Наука, 1966. – 176 с. : черт. – (Теоретические основы технической кибернетики).

94. **Льюнг, Л.** Идентификация систем : Теория для пользователя / Леннарт Льюнг; пер. с англ. А. С. Манделя, А. В. Назина ; под ред. Я. З. Цыпкина. – Москва : Наука, 1991. – 431, [1] с. : ил.

95. **Медведев, В. С.** Нейронные сети : Matlab 6 / В. С. Медведев, В. Г. Потёмкин ; под общ. ред. В. Г. Потёмкина. – Москва : Диалог-МИФИ, 2002. – 489 с. : ил. – (Пакеты прикладных программ).

96. Нечеткие множества и теория возможностей : последние достижения : [сборник статей] / под ред. Р. Р. Ягера ; пер. с англ. В. Б. Кузьмина ; под ред. С. И. Травкина. – Москва : Радио и связь, 1986. – 405, [1] с. : ил.

97. **Осовский, С.** Нейронные сети для обработки информации / Станислав Осовский ; пер. с пол. И. Д. Рудинского. – Москва : Финансы и статистика, 2004. – 343 с. : ил.

98. **Пупков, К. А.** Интеллектуальные системы : (Исследование и создание) / К. А. Пупков, В. Г. Коньков. – Москва : Изд-во МГТУ им. Н. Э. Баумана, 2003. – 345, [2] с. : ил.

99. **Розенблатт, Ф.** Принципы нейродинамики : Перцептроны и теория механизмов мозга / Фрэнк Розенблатт ; пер. с англ.

В. Я. Алтаева [и др.] ; под ред. [и с предисл.] д-ра физ.-мат. наук С. М. Осовца. – Москва : Мир, 1965. – 480 с. : черт.

100. **Сейдж, Э. П.** Идентификация систем управления / Э. П. Сейдж, Дж. Л. Мелса ; пер. с англ. В. А. Лотоцкого, А. С. Манделя ; под ред. Н. С. Райбмана. – Москва : Наука, 1974. – 246 с. – (Теоретические основы технической кибернетики; 31).

101. Нейрокомпьютеры и их применение. Кн. 2: Нейроуправление и его приложения = Neuro-control and its applications / Сигеру Омату, Марзуки Халид, Рубия Юсоф ; пер. с англ. Н. В. Батина ; под общ. ред. А. И. Галушкина, В. А. Птичкина. – Москва : ИПРЖР, 2000. – 271 с. : ил., табл.

102. Системы подчиненного регулирования электроприводов переменного тока с вентильными преобразователями / [О. В. Слежановский, Л. Х. Дацковский, И. С. Кузнецов и др.]. – Москва : Энергоатомиздат, 1983. – 256 с. : ил.

103. **Солодовников, В. В.** Синтез корректирующих устройств следящих систем при типовых воздействиях / В. В. Солодовников // Автоматика и телемеханика. – 1951. – Т. 12, вып. 5. – С. 352–388.

104. **Солодовников, В. В.** Статистическая динамика линейных систем автоматического управления / В. В. Солодовников. – Москва : Физматгиз, 1960. – 655 с. : черт.

105. **Солодовников, В. В.** Принцип сложности в теории управления : О проектировании технически оптимальных систем и проблеме корректности / В. В. Солодовников, В. Ф. Бирюков, В. И. Тумаркин ; АН СССР, Отд-ние механики и процессов управления, Науч. совет по проблемам управления движением и навигации. – Москва : Наука, 1977. – 341 с. : ил.

106. **Солодовников, В. В.** Синтез систем управления минимальной сложности / В. В. Солодовников, В. А. Ленский // Изв. АН СССР. Техническая кибернетика. – 1966. – № 2. – С. 11–18.

107. **Прохоров, Д. В.** Об условиях применимости алгоритмов адаптивного управления в невыпуклых задачах / Д. В. Прохоров, В. А. Терехов, И. Ю. Тюкин // Автоматика и телемеханика. – 2002. – № 2. – С. 101–118. – EDN NUEKDT.

Иностранная литература

108. **Haykin, S.** Neural Networks: A Comprehensive Foundation / Simon Haykin. – Upper Saddle River, NJ : Prentice Hall PTR, 1998. – 842 p.

109. **Gorodkin, J.** A quantitative study of pruning by optimal brain damage / J. Gorodkin, L. K. Hansen, A. Krogh et al. // International Journal of Neural Systems. – 1993. – Vol. 4 (2). – P. 159–169. – doi: 10.1142/s0129065793000146.

110. **Akaike, H.** A new look at the statistical model identification / H. Akaike // IEEE Transactions on Automatic Control. – 1974. – Vol. 19, no. 6. – P. 716–723. – doi: 10.1109/TAC.1974.1100705.

111. **Albus, J. S.** A new approach to manipulator control: The cerebellar model articulation controller (CMAC) / J. S. Albus // Journal of Dynamic Systems, Measurement, and Control. – 1975. – Vol. 97 (3). – P. 220–227. –doi: 10.1115/1.3426922.

112. **Alhoniemi, E.** Process monitoring and modeling using the self-organizing map / E. Alhoniemi, J. Hollmen, O. Simula // Integrated Computer-Aided Engineering. – 1999. – Vol. 6, no. 1. – P. 3–14. – doi: 10.3233/ICA-1999-6102.

113. **Anderson, J. A.** Neurocomputing: Foundations of Research / J. A. Anderson, E. Rosenfeld, A. Pelliopnysz. – Cambridge, MA: M.I.T. Press, 1988. – 752 p.
114. **Anscombe, F. J.** The examination and analysis of residuals / F. J. Anscombe, J. W. Tukey // *Technometrics*. – 1963. Vol. 5 (2). – P. 141–160. – doi: 10.1080/00401706.1963.10490071.
115. **Astrom, K. J.** Computer controlled systems: theory and design / K. J. Astrom, B. Wittenmark. – 2nd ed. – Englewood Cliffs, NJ: Prentice-Hall, 1990. – 464 p. – (Prentice Hall Information and System Sciences Series).
116. **Barron, A. R.** Universal approximation bounds for superpositions of a sigmoidal function / A. R. Barron // *IEEE Transactions on Information Theory*. – 1993. – Vol. 39, no. 3. – P. 930–945. – doi: 10.1109/18.256500.
117. **Buyankin, V.** Neural identification of control system of current electric motor / V. Buyankin, V. G. Zakharov, S. Kovalyova // *International Conference on Engineering and Technology Education, INTERTECH 2008, March 02–05, 2008, Santos, Brazil : Proceedings* / eds C. da Rocha Brito, M. M. Ciampi. – Santos : COPEC, 2008. – P. 013.
118. **Buyankin, V.** The improvement of the human enviroment by the indistinct management system for training of the electric drive neuroregulator of the current contour / V. Buyankin, V. Zakharov, S. Kovalyova // *Safety, Health and Environmental World Congress, SHEWC 2007, July 22–25, 2007, Santos, Brazil : Book of Abstracts* / eds C. da Rocha Brito, M. M. Ciampi. – Santos : COPEC, 2007. – P. 034.
119. **Buyankin, V.** The improvement of the enviroment safety with the help of the indistinct management system for training of the neuroregulators of the current and velocity contours / V. Buyankin, V. Zakharov, S. Kovalyova // *Proceedings, Safety, Health and Environmental World Congress, SHEWC 2007, July 22–25, 2007, Santos, Brazil : Book of Abstracts* / eds C. da Rocha Brito, M. M. Ciampi. – Santos : COPEC, 2007. – P. 033.

120. **Billings, S. A.** Nonlinear model validation using correlation tests / S. A. Billings, Q. M. Zhu // *International Journal of Control*. – 1994. – Vol. 60 (6). – P. 1107–1120. – doi: 10.1080/00207179408921513.
121. **Bothe, H.-H.** *Neuro-Fuzzy-Methoden* / H.-H. Bothe. – Berlin ; Heidelberg : Springer, 1998. – VIII, 305 S. – doi: 10.1007/978-3-642-58859-4
122. **Carpenter, G. A.** A massively parallel architecture for a self-organizing neural pattern recognition machine / G. A. Carpenter, S. Grossberg // *Computer Vision, Graphics, and Image Processing*. – 1987. – Vol. 37 (1). – P. 54–115. – doi: 10.1016/S0734-189X(87)80014-2.
123. **Carpenter, G. A.** ART 2: Self-organization of stable category recognition codes for analog input patterns / G. A. Carpenter, S. Grossberg // *Applied Optics*. – 1987. – Vol. 26 (23). – P. 4919–4930. – doi: org/10.1364/AO.26.004919.
124. **Carpenter, G. A.** ART 3: Hierarchical search using chemical transmitters in self-organizing pattern recognition architectures / G. A. Carpenter, S. Grossberg // *Neural Networks*. – 1990. – Vol. 3 (2). – P. 129–152. – doi: 10.1016/0893-6080(90)90085-Y.
125. **Chen, S.** Neural networks for nonlinear dynamic system modelling and identification / S. Chen, S. A. Billings // *International Journal of Control*. – 1992. – Vol. 56 (2). – P. 319–346. – doi: 10.1080/00207179208934317.
126. **Cybenko, G.** Approximation by superposition of a sigmoidal function / G. Cybenko // *Mathematics of Control, Signals and Systems*. – 1989. – Vol. 2. – P. 303–314. – doi: 10.1007/BF02551274.
- DARPA Neural Network Study : October 1987 – February 1988. – Fairfax, VA : AFCEA International Press, 1988. – 629 p.
127. **Fedrizzi, M.** Stability in possibilistic linear programming with continuous fuzzy number parameters / M. Fedrizzi, R. Fuller // *Fuzzy Sets and Systems*. – 1992. – Vol. 47 (2). – P. 187–191. – doi: 10.1016/0165-0114(92)90177-6.

128. **Fletcher, R.** Practical methods of optimization / R. Fletcher. – New York : Wiley, 2000. – 436 p.
129. **Fukushima, K.** Cognitron: A self-organizing multilayered neural network / K. Fukushima // Biological Cybernetics. – 1975. – Vol. 20. – P. 121–136. – doi: 10.1007/BF00342633.
130. **Goldberg, D. E.** Genetic Algorithms in Search, Optimization and Machine Learning / D. E. Goldberg. – 13th ed. – Boston, MA : Addison-Wesley Professional, 1989. – 432 p.
131. **Grewal, M. S.** Kalman filtering: theory and practice / M. S. Grewal, A. P. Andrews. – Englewood Cliffs, NJ : Prentice-Hall, 1993. – 368 p.
132. **Grossberg, S.** Adaptive pattern classification and universal recoding : I. Parallel development and coding of neural feature detectors / S. Grossberg // Biological Cybernetics. – 1976. – Vol. 23. – P. 121–134. – doi: 10.1007/BF00344744.
133. **Grossberg, S.** Adaptive pattern classification and universal recoding : II. Feedback, expectation, olfaction, illusions / S. Grossberg // Biological Cybernetics. – 1976. – Vol. 23. – P. 187–202. – doi: 10.1007/BF00340335.
134. **Hagan, M. T.** Training feedforward networks with the Marquardt algorithm / M. T. Hagan, M. B. Menhaj // IEEE Transactions on Neural Networks. – 1994. – Vol. 5, no. 6. – P. 989–993. – doi: 10.1109/72.329697.
135. **Hassibi, B.** Second order derivatives for network pruning: Optimal Brain Surgeon / B. Hassibi, D. Stork // Advances in Neural Information Processing Systems. – Iss. 5. – San Mateo, CA : M.I.T Press, 1993. – P. 164–172.
136. **He, X.** A new method for identifying orders of input-output models for nonlinear dynamic systems / X. He, H. Asada // 1993 American Control Conference. San Francisco, CA : IEEE, 1993. – P. 2520–2523. doi: 10.23919/ACC.1993.4793346.
137. **Hebb, D. O.** The organization of behavior: A neuropsychological theory / D. O. Hebb. – New York : Wiley, 1949. – 335 p.

138. **Hecht-Nielsen, R.** Kolmogorov's mapping neural network existence theorem / R. Hecht-Nielsen // Proceedings of the IEEE First International Conference on Neural Networks (San Diego, CA). – Iss. III. – Piscataway, NJ : IEEE, 1987. – P. 11–13.

140. **Herrera, F.** genetic fuzzy systems: a tutorial / F. Herrera, L. Magdalena // Fuzzy Structures, Current Trends: Lecture Notes of the Tutorial: Genetic Fuzzy Systems : Seventh IFSA World Congress (IFSA97) / eds R. Mesiar, B. Riecan. Prague : Tatra Mountains Mathematical Publications, 1997. Vol. 13. P. 93–121.

141. **Hinton, G. E.** Learning and relearning in Boltzmann machines / G. E. Hinton, T. J. Sejnowski // Parallel Distributed Processing: Explorations in the Microstructure of Cognition. – 1986. – Vol. 1. – P. 282–317.

142. **Buyankin, V.** Neuroidentification with neuro-self tuning to ensure the operation of the current loop of the electric drive with the desired static and dynamic characteristics / Viktor Buyankin // Periodico Tche Quimica. – 2018. – Vol.15.–P. 513–519.

doi:10.52571/PTQ.v15.n30.2018.517.517_Periodico30_pgs_513_519.pdf

143. **Buyankin, V.** Neuroprotection and timely troubleshooting of electric drive equipment / Viktor Buyankin // Advances in Systems Science and Applications. – 2018. – Vol. 18, no. 1. – P. 132–141. – <https://doi.org/10.25728/assa.2018.18.1.573>

144. **Bujankin V.** Nevrodiagnostika of the electric drive 7th International scientifically-practical conference” Advanced achievements of the European science”,-2011. Volume 40. 15-25 июня, 2011 Sofia. - P.(18-24).

145.**Bujankin V.** The Analysis of local stability who is based on attenuation of the higher derivatives of an error of training of neural networks Materials of 8th International scientifically-practical conference “ Days of a science 2012 Volume 31. 17-25 February, 2012 Praha. - P.(53-65).

146. **V.Bujankin** Neuroidentifikatsija with use of information systems on the basis of neural networks with fuzzy logic the Material 10 international scientific-prakticheodaskoj conferences 2014, Volume 12. The modern information technology, Mathematics on listopadu, 17-27th Praga. - P. (90-97).

147. **V.Buyankin,S.Kovaleva** System modelling neyroself-adjucontourstment current an electric drive contour Materials of the international conference "Key problems of modern sciences" on April, 15 22th, 2015 Volume 18. The modern information technology, Bulgaria. - P. (8-16).

148. **V.Buyankin, S.Kovaleva** the Analysis of local stability which is based on attenuation height of derivatives of an error of training of a neural network the Material 8 international scientific - practical conference, "the Future researches 2012" Mathematics on February, 17th 2012 Volume 31 Modern information technology Bulgaria.- P. (53-63).

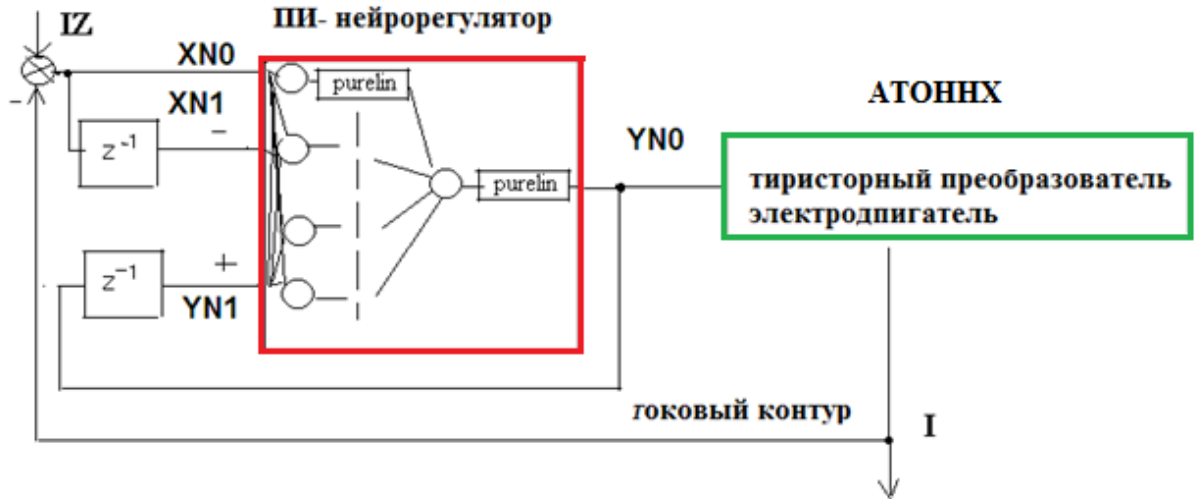
149.**V.Buyankin** System engineering neyrosubordinated regulations for planimetrics drive Material 11 international scientific-practical conferences 2015 Volume 71. The modern information technology, Mathematics. Physics on May, 7-15th Poland - P. (3-8)

150.**VBuyankin,S.Kovaleva** Neuroforecasting working capacity of the equipment of the electric drive with use of thindistinct neural Materials of the 11 International scientific and practical conference, " Science without borders "on March, 30th – on-April, 07th, 2015 Volume 21. Mathematics, Sheffield, England - P.(35-44).

Приложение 1

Программы цифрового моделирования элементов нейросетевого управления АТОННХ

ПИ нейрорегулятор токового контура электродвигателя



Программа OIP11tk8TL % обучения ПИ нейрорегулятора

```

%%%%%%%%%%
%%%%%%%%
% Входы, цели
k=t(1:length(t));
a1=xx(1:length(t));
a11=[0,xx(1:end-1)];
t1=yy;
a21=[0,yy(1:end-1)];
p=[a1;-a11;a21];%ВХОДЫ
%%%%%%%%%%
%%%%%%%%
diap=zeros(3,2);
diap(1,1)=min(p(1,:));
diap(1,2)=max(p(1,:));
diap(2,1)=min(p(2,:));
diap(2,2)=max(p(2,:));
diap(3,1)=min(p(3,:));
diap(3,2)=max(p(3,:));
%Создание многослойной нейронной сети с прямой передачей сигнала
net=newff(diap,[8 1],{'tansig','purelin'},'trainscg');
%обучение
%logsig
    
```

```

%tansig
%purelin
net.trainParam.show=1000;
net.trainParam.epochs=1000;
net=train(net,p,t1);
%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%
%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%
%Моделирование работы ПИ нейрорегулятора
y1=sim(net,p);
%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%
%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%
%Вывод весов,смещений,выходного сигнала
weight1=net.iw{1}
weight2=net.lw{2}
bias1 = net.b{1}
bias2 = net.b{2}
t1
y1
%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%
%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%
% Построение графиков
plot(k,t1,k,y1);
axis([0 100 0 100]);
grid on;
%text (1,10,'выход нейронной сети')

```

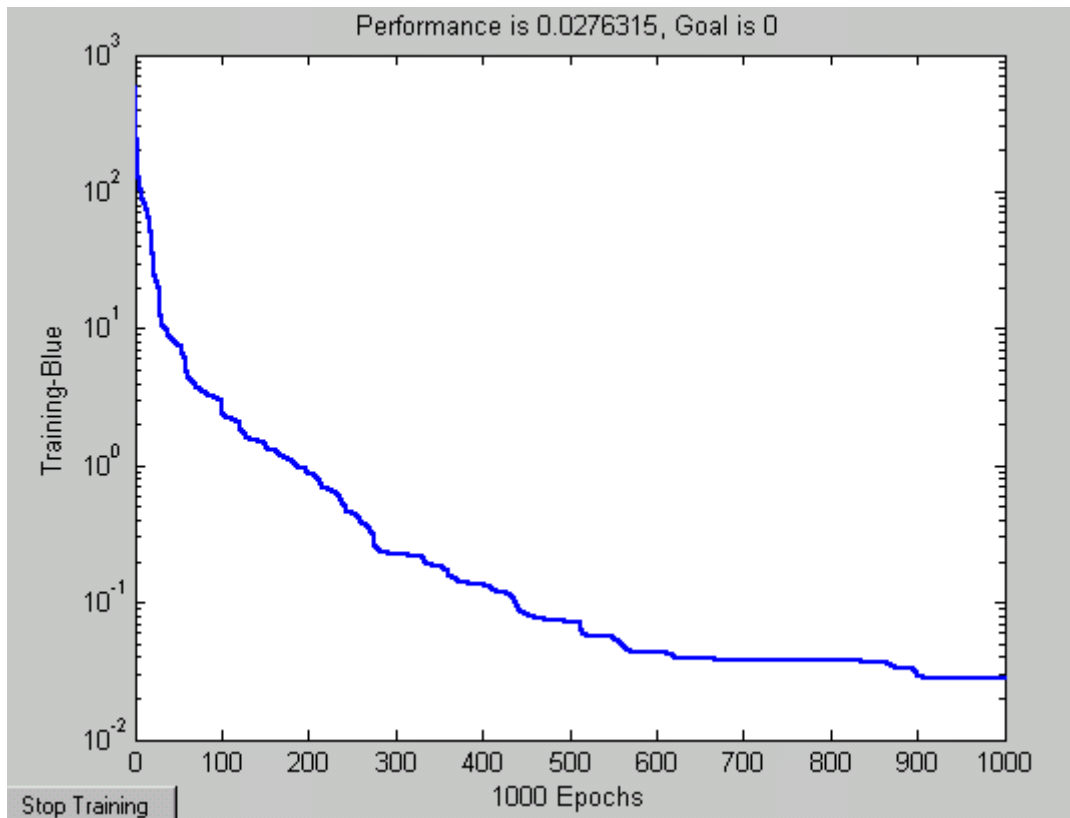


График обучения ПИ нейрорегулятора

Программа mm42222Rtkznns 1 моделирования работы нейрорегулятора, тиристорного преобразователя (токовый контур электродвигателя).

```
%ПИ-нейрорегулятор, токовый контур электродвигателя
clc;%Данные для нейронной сети
XN=0;
XN0=0;
XN1=0;
YN=0;
YN0=0;
YN1=0;
%%%%%%%%%%
%
% Ввод данных электродвигателя
EI=0;
PI=0;
U1=0;
Kti=100;
T=0.1;
I=0;
IZ=10;
```

```

N=0;
E=0;
E1=0;
U2=0;
I0=0;
L=1;
R=1;
Ke=0.5;
Km=0.3;
%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%
%%%
PIg=0.1;
U1g=0;
Ktig=100;
Tg=1;
Ig=0;
Eg=0;
E1g=0;
U2g=0;
I0g=0;
Lg=1;
Rg=1;
Keg=0.5;
Kmg=0.3;
%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%
%
for k=1:100
YN1=YN0;
XN1=XN0;
EI=IZ-I;
XN0=EI;
% YN0=XN0-XN1+YN1;
x=[XN0; -XN1; YN1];
YN0= sim(net,x);% ПИ-нейрорегулятор
%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%
%%
PI=YN0;
% моделирование электродвигателя, тиристорного преобразователя
U01=PI*(Kti*T)-(T)*U1;
U1=U01+U1;
%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%
%%
% моделирование электродвигателя
U2=(1/L)*U1;%электрическая цепь

```

```

E=(R/L)*I;
I0=U2-E;
I=I0+I;
%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%
%%
%моделирование токового контура двигателя с желаемыми
характеристиками
% моделирование преобразователя
%U01g=PIg*(Ktig*Tg)-(Tg)*U1g;
%U1g=U01g+U1g;
%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%
%%
% моделирование токового контура электродвигателя
%U2g=(1/Lg)*U1g;%электрическая цепь
%Eg=(Rg/Lg)*Ig;
%I0g=U2g-Eg;
%Ig=I0g+Ig;
%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%
%%
%буферизация данных электродвигателя
disp([k,PI,U1,E,I])
t(1,k)=k;
PPI(1,k)=PI;
UU1(1,k)=U1;
EE(1,k)=E;
II(1,k)=I;
%IIg(1,k)=Ig;
%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%
%%
%буферизация данных нейронной сети
%disp([k,YN])
%t(1,k)=k;
%YNN(1,k)=YN;
%YNN0(1,k)=YN0;
%YNN1(1,k)=YN1;
end;
%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%
%%
%построение графиков
%plot(t,YNN);% нейронная сеть
%axis([1 20 0 25])
%grid on
plot(t,II);
axis([1 20 1 30])

```

grid on

Программа mm42222Rtkznn 2 . Нейрорегулятор, тиристорный преобразователь, токовый контур электродвигателя.

```

clc;
clear;
%Ввод данных
clc;%Данные для нейронной сети
XNtk=0;
XN0tk=0;
XN1tk=0;
YNtk=0;
YN1tk=0;
YN0tk=0;
%%%%%%%%%%%%%
w11=0.8589;% веса, смещения
w12=0.7279;
w13=0.6841;
b11=0.8395;
%%%%%%%%%%%%%
w21=-0.5746;
w22=0.4733;
w23=-0.0719;
b12=0.4727;
%%%%%%%%%%%%%
w31=0.2212;
w32=-0.0765;
w33=0.2226;
b13=-0.6467;
%%%%%%%%%%%%%
w41=-0.0657;
w42=-1.0136;
w43=0.6208;
b14=-0.1924;
%%%%%%%%%%%%%
W21=0.8078;
W22=0.8186;
W23=-0.1701;
W24=0.8765;
B21=-0.8888;

```



```

%%%%%%%%%%
% Ввод данных токового контура
IZ=10;
EI=0;
I=0;
U1=0;
Kti=100;
T=0.1;
I=0;
N=0;
E=0;
E1=0;
U2=0;
I0=0;
L=1;
R=1;
Ke=0.5;
Km=0.3;
%%%%%%%%%%
a=[' k', ' Ptk', ' U1', ' EI', ' I'];
disp(a)%вывод обозначений на экран
%%%%%%%%%%
for k=1:100
  YN1tk=YN0tk;% ПИ-нейрорегулятор
  XN1tk=XN0tk;
  %%%%%%%%%%%
  EI=(IZ-I);
  XN0tk=EI;
  %%%%%%%%%%%
  y1=XN0tk*w11-XN1tk*w12+YN1tk*w13++b11;
  y2=XN0tk*w21-XN1tk*w22+YN1tk*w23+b12;
  y3=XN0tk*w31-XN1tk*w32+YN1tk*w33+b13;
  y4=XN0tk*w41-XN1tk*w42+YN1tk*w43+b14;
  %%%%%%%%%%%
  %%
  y11=purelin(y1);
  y12=purelin(y2);
  y13=purelin(y3);
  y14=purelin(y4);
  %%%%%%%%%%%
  %%
  y22=W21*y11+W22*y12+W23*y13+W24*y14+B21;

```

```

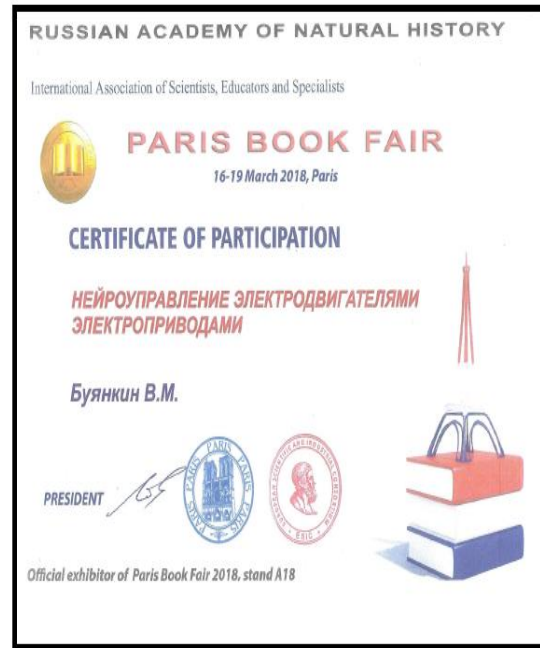
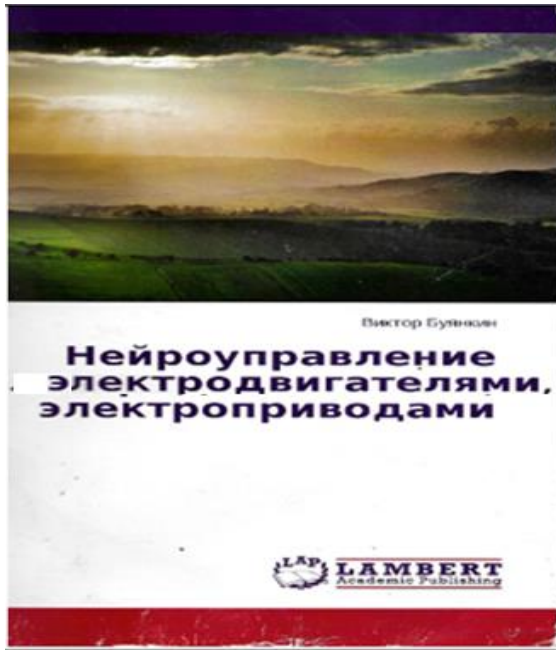
YN0tk=purelin(y222);
PItk=YN0tk;
%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%
%%
% моделирование преобразователя
U01=PItk*(Kti)*T-U1*T;
U1=(U01+U1);
%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%
%%
% моделирование электродвигателя
U2=(1/L)*U1;
E=(R/L)*I;
E1=(Ke/L)*N;
I0=U2-E;
I=I0+I;
%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%
%%
%буферизация данных
disp([k,PItk,U1,EI,I])
t(1,k)=k;
PPItk(1,k)=PItk;
UU1(1,k)=U1;
EEI(1,k)=EI;
II(1,k)=I;
end;
%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%
%%
%построение графиков
plot(t,II);
axis([1 100 1 20])
grid on

```

Приложение 2

Результаты научных теоретических и экспериментальных исследований процессов нейроидентификации, нейроуправления, нейродиагностики опубликованы в книгах и монографиях Буянкина В.М., которые получили высокую оценку за рубежом.

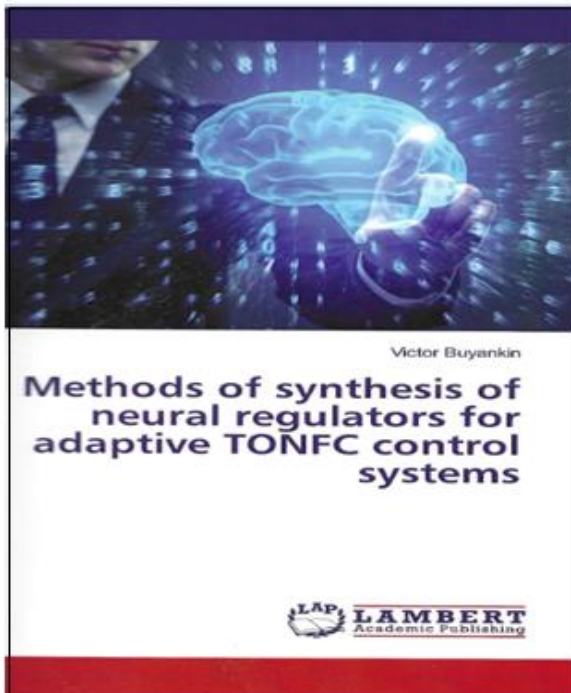
Буянкин В. М. Нейроуправление электродвигателями, электроприводами. — Germany.: LAMBERT Academic Publishing Germany, 2015..160 С.



Буянкин В. М. Методы синтеза нейроадаптивных систем для роботов. — Germany.: LAMBERT Academic Publishing Germany, 2017. — 308 С.



Buyankin Victor. Methods of synthesis of neural regulators for adaptive TONFC control systems — Germany.: LAMBERT Academic Publishing Germany, 2019. 269 P. (книга переведена на 8 языков мира)



Буянкин В. М. ЦИФРОВАЯ ЭЛЕКТРОНИКА.

Разработка, моделирование и исследование работы комбинационных, последовательных устройств, микропроцессорных и нейросетевых систем управления Издательско-производственный центр: ИПЦ МАСКА kam@maska.ru. 2020 — 685 С.

Буянкин Автоматизированный синтез ансамблей нейросетевых систем управления техническими объектами с нелинейными и неопределенными характеристиками Основы искусственного интеллекта Издательско-производственный центр: ИПЦ МАСКА kam@maska.ru. 2023г — 285 С.
М.: ИПЦ

