

Мин Мин Тун

**НЕЙРОСЕТЕВЫЕ АЛГОРИТМЫ ПРОГНОЗИРУЮЩЕГО
УПРАВЛЕНИЯ В АВТОМАТИЗИРОВАННЫХ СВАРОЧНЫХ
КОМПЛЕКСАХ**

Специальность 05.13.01 – Системный анализ, управление и обработка
информации (в технических системах)

АВТОРЕФЕРАТ
диссертации на соискание учёной степени
кандидата технических наук

Работа выполнена в Московском государственном техническом университете имени Н.Э. Баумана на кафедре системы автоматического управления.

Научный руководитель: **Гаврилов Александр Игоревич**
кандидат технических наук, доцент,
МГТУ им. Н.Э. Баумана

Официальные оппоненты: **Лисов Олег Иванович**
доктор технических наук, профессор,
ФГАОУ ВПО «Национальный
исследовательский университет (МИЭТ)»

Бродягин Владимир Николаевич
кандидат технических наук,
главный сварщик, Государственное
унитарное предприятие «МОСГАЗ».

Ведущая организация: ФГАОУ ВПО НИУ «ВШЭ», Московский
институт электроники и математики
(МИЭМ).

Защита состоится «_04_» __октября__ 2016 г. в _16_ часов 30 минут на заседании диссертационного совета Д 212.141.02 МГТУ им. Н.Э. Баумана по адресу: 105005, г. Москва, Госпитальный пер., д. 10, ауд. 613м.

С диссертацией можно ознакомиться в библиотеке и на сайте www.bmstu.ru МГТУ им. Н. Э. Баумана.

Ваш отзыв в двух экземпляре, заверенный гербовой печатью, просьба направлять по адресу: 105005, г. Москва, ул. 2-я Бауманская, д. 5, стр.1, МГТУ им. Н. Э. Баумана, диссертационный совет Д 212.141.02.

Автореферат разослан «__» 2016 г.

Учёный секретарь
диссертационного совета Д 212.141.02
кандидат технических наук, доцент

Муратов И.В.

ОБЩАЯ ХАРАКТЕРИСТИКА РАБОТЫ

Актуальность работы. Теория управления линейными системами, которые описываются линейными дифференциальными уравнениями, была достаточно хорошо разработана в 60-е годы с применением аппарата преобразований Лапласа и частотно-фазовых характеристик. Тогда же предпринимались первые попытки применения цифровых вычислительных машин в качестве корректирующих фильтров в контуре управления динамическими системами.

Первые примеры разработки методов управления нелинейными системами относятся также к началу 60-х годов и связаны в основном с методами решения нелинейных дифференциальных уравнений.

Последовавшее затем развитие вычислительных машин с массовым параллелизмом, к которым относятся и нейрокомпьютеры, привело к созданию принципиально новых алгоритмов и методов управления нелинейными динамическими системами. Они связаны с нейросетевыми алгоритмами решения обыкновенных нелинейных дифференциальных уравнений и, как следствие, с включением нейрокомпьютера в контур управления нелинейной динамической системой.

В последнее время интеллектуальное управление становится широко распространенным средством для многих технических и промышленных приложений. Такие системы управления обладают способностью адаптации к возмущениям, изменениям внешней среды, и условиям работы.

В настоящее время исследования в области экспертных систем, традиционно считавшиеся основным инструментом интеллектуальных систем, сокращаются, а применение нейросетевых технологий стабильно нарастает.

Искусственные нейронные сети, благодаря своим способностям к самоорганизации и обучению, рассматриваются как перспективные средства для разработки интеллектуальных систем управления мехатронными комплексами. Это обуславливает актуальность темы работы.

Целью диссертационной работы является разработка и исследование алгоритмов синтеза систем автоматического управления позиционированием сварочного оборудования с использованием нейросетевых прогнозирующих моделей.

В соответствии с целью работы сформулированы следующие основные задачи:

1. Исследовать нейросетевой подход к решению задач управления на основе прогнозирующих нейросетевых моделей.
2. Реализовать и исследовать алгоритмы построения нейросетевых прогнозирующих моделей.
3. Разработать процедуры и алгоритмы синтеза нейросетевых регуляторов на основе прогнозирующих моделей.
4. Определить эффективные параметры нейросетевого регулятора для системы геометрической адаптации сварочного оборудования.
5. Сформулировать рекомендации по применению разработанных подходов в адаптивных системах управления сварочным оборудованием.

Методы исследования. В процессе выполнения диссертационной работы использовались методы теории нейронных сетей, математического моделирования,

теории управления и др. Кроме того, использовались методы численного моделирования разработанных алгоритмов. При моделировании применялись пакеты прикладных программ Matlab-Simulink.

Научная новизна работы. Сформирован подход к решению задачи проектирования систем позиционирования сварочной горелки относительно разделки шва на основе прогнозирующих нейросетевых моделей.

Предложены процедуры определения наиболее эффективных параметров нейросетевых регуляторов.

Определены наиболее эффективные параметры регуляторов для системы геометрической адаптации сварочного оборудования на основе прогнозирующих нейросетевых моделей, обеспечивающих качество сварных соединений при наличии существенных погрешностей сборки стыка.

Практическая значимость работы. Разработанные методики идентификации динамических объектов с использованием нейросетевых моделей и алгоритмы синтеза упреждающего управления могут быть использованы при создании программного обеспечения и технических средств информационно-вычислительных комплексов автоматизации сварочных процессов. Нейросетевые модели устройств позиционирования сварочной горелки могут быть использованы при создании микропроцессорных систем управления сварочными процессами.

Реализация результатов работы. Практической реализацией разработанных алгоритмов является программный продукт, представляющий собой композицию модулей, объединенных в одной оболочке. Разработанный программный продукт позволяет получать адекватные нейросетевые модели динамических объектов, проектировать и моделировать нейросетевые регуляторы с минимальным участием пользователя (проектировщика).

Положения, выносимые на защиту. Нейросетевые модели системы позиционирования сварочной горелки. Процедуры и алгоритмы реализации принципов нейросетевого прогнозирующего управления в системах прецизионного наведения на стык сварочной горелки, обеспечивающие надлежащее качество сварных швов в условиях существенных погрешностей сборки стыка. Структура и параметры регулятора (горизонты управления и прогнозирования, штраф на управление) для системы геометрической адаптации сварочного оборудования на основе прогнозирующих нейросетевых моделей, обеспечивающие заданную точность системы позиционирования сварочной горелки.

Личный вклад автора. Все результаты, представленные в диссертации, получены лично автором.

Достоверность. Материалы диссертации использованы при разработке адаптивной системы управления на базе сварочной установки ГАСТ-1 НПП «ТехноТрон» с инверторным источником питания ДС 400.33 и модернизированной сварочной головкой «ГАСТ-1», оснащенной лазерным сканером профиля стыка и видеокамерой.

Апробация результатов работы. Основные положения и результаты диссертации представлялись, обсуждались и были приняты на научном семинаре кафедры систем автоматического управления ФГБОУ ВПО МГТУ им. Н.Э. Баумана, а также на международных симпозиумах и конференциях: XII студенческий

научный вестник ФГБОУ ВПО МГТУ им. Н.Э. Баумана «Студенческая научная весна» (Москва, 2012г), молодежный научно-технический вестник №12 ФГБОУ ВПО МГТУ им. Н.Э. Баумана (Москва, 2014г), VIII, IX, X, XI международные симпозиумы «Интеллектуальные системы» (Москва, 2008, 2010, 2012, 2014г), XIII, XVI международный симпозиум «Уникальные феномены и универсальные ценности культуры» (Москва, 2011, 2014г).

Публикации. По результатам исследований опубликовано 11 научных работ, в том числе, две публикации в рецензируемых журналах, входящих в список ВАК РФ.

Внедрение результатов. Материалы диссертации использованы при разработке адаптивной системы управления на базе сварочной установки ГАСТ-1 НПП «Технотрон» с инверторным источником питания ДС 400.33 и модернизированной сварочной головкой «ГАСТ-1», оснащенной лазерным сканером профиля стыка и видеокамерой.

Структура и объем работы. Диссертация состоит из введения, четырех глав, выводы и заключения, списка литературы из 125 наименований и приложения. Объем работы составляет 133 страниц машинописного текста, 6 таблиц и 29 рисунка.

СОДЕРЖАНИЕ РАБОТЫ

Во введении обосновывается актуальность диссертационной работы, формулируется ее цель, научная новизна, приводятся полученные результаты, решенные практические задачи и структура работы.

В первой главе сформулированы задачи диссертационной работы. Приведены функциональные особенности искусственных нейронных сетей, рассмотрены возможности применения ИНС для решения задач идентификации и управления.

Отмечается, что ИНС проявляют следующие основные свойства, необходимые для решения широкого круга технических задач: способность к обучению, обобщению, абстрагированию. Среди всего многообразия нейросетевых структур для решения задач идентификации и управления предлагается использовать многослойные персептронные сети с математической моделью нейрона У.С.Мак-Каллока и У.Питтса (Рис.1).

На вход искусственного нейрона поступает некоторое множество сигналов $\varphi_i, i = \overline{1, n}$, каждый из которых является выходом другого нейрона или входным сигналом нейросетевой модели. Формальный нейрон реализует отображение $R^n \rightarrow R^1$ в соответствии с соотношением:

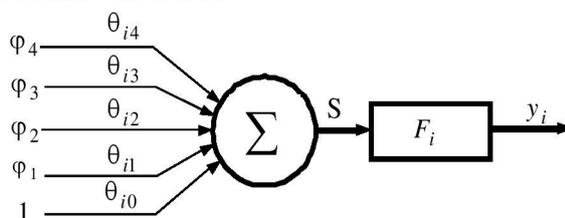


Рис. 1. Формальная модель искусственного нейрона

$$y = F \left(\sum_{i=1}^n \theta_i \varphi_i + \theta_0 \right) = F \left(\sum_{i=0}^n \theta_i \varphi_i \right), \quad (1)$$

где $\varphi_i, i = \overline{1, n}$ - входы нейрона; n – размерность вектора входов;

$\theta_i, i = \overline{1, n}$ - весовые коэффициенты нейрона, настраиваемые в процессе обучения;

θ_0 - «нейронное смещение»; $\varphi_0 = +1$;

$F(\bullet)$ - активационная функция нейрона;

Для решения задач идентификации и управления использованы двухслойные нейронные сети персептронного типа с математическим описанием вида:

$$g_i(\theta) = \hat{y}_i(\theta) = \hat{y}_i(w, W) = F_i \left(\sum_{j=1}^{n_h} W_{ij} f_j \left(\sum_{l=1}^{n_\varphi} W_{jl} \varphi_l + w_{j0} \right) + w W_{i0} \right), \quad (2)$$

$g_i(\theta)$ - нелинейное отображение, вход-выход, реализуемое на нейронной сети,

где n_φ - размерность вектора входов φ нейронной сети;

n_h - число нейронов в скрытом слое;

θ - вектор настраиваемых параметров нейронной сети, включающий весовые коэффициенты и нейронные смещения (w_{jl}, W_{ij}) ;

$f_j(\bullet)$ - активационная функция нейронов скрытого слоя; (типа гиперболический тангенс)

$F_i(\bullet)$ - линейная активационная функция нейронов выходного слоя.

Этот выбор обуславливается возможностью ИНС указанной архитектуры моделировать произвольные нелинейные отображения «вход-выход», что играет существенную роль при использовании нейронных сетей в качестве модельных структур при решении задачи идентификации.

В главе также рассмотрены основные структуры систем управления на основе ИНС и многоэтапная процедура идентификации динамических объектов на основе нейросетевых модельных структур.

Во второй главе исследованы методы оптимизации параметров нейросетевой модели, необходимые как для реализации процедуры идентификации на основе нейросетей, так и для синтеза управления в нейросетевых регуляторах. Основное внимание уделено методам безусловной оптимизации функций многих переменных, которые используются для настройки параметров ИНС – градиентным методам, методу Ньютона и его модификациям, методу сопряженного градиента.

Градиентные методы являются методами первого порядка. Градиентные методы представляют собой одну из наиболее распространенных групп методов поиска безусловного экстремума. Все они используют значения градиента функции $f(x)$. Итак, они принадлежат к методам первого порядка. Обозначим вектор-градиент функции $f(x)$ в точке x_k через $\nabla f(x_k)$:

$$\nabla f(x_k) = \left[\frac{\partial f(x_k)}{\partial x_1}, \frac{\partial f(x_k)}{\partial x_2}, \dots, \frac{\partial f(x_k)}{\partial x_n} \right] \quad (3)$$

Пусть $f: R^n \rightarrow R$ — заданная функция. Решения задачи безусловной оптимизации

$$f(x) \rightarrow \min, x \in R^n, \quad (4)$$

состоит в следующем.

Предполагается, что функция f дифференцируема на R^n . Градиентными методами называются методы спуска, в которых направление убывания d^k полагается равным антиградиенту функции f в точке $x^k : d^k = -f'(x^k)$ (если $f'(x^k) = 0$ то текущая точка x^k является стационарной точкой задачи, и работа метода на этом заканчивается; при этом удобно формально полагать, что $x^k = x^{k+1} = \dots$). Таким образом, схема $x^{k+1} = x^k + \alpha_k d^k, d^k \in D_f(x^k), k = 0, 1, \dots$, принимает вид

$$x^{k+1} = x^k - \alpha_k f'(x^k), k = 0, 1, \dots \quad (5)$$

Методы второго порядка. Если исходить из того, что необходимым этапом нахождения решения задачи

$$f(x) \rightarrow \min, \quad (6)$$

где $f: R^m \rightarrow R$, является этап нахождения стационарных точек, т. е. точек, удовлетворяющих уравнению

$$F(x) \stackrel{\text{def}}{=} f'(x) = \Theta, \quad (7)$$

(обозначение F для f' мы будем сохранять на протяжении всего параграфа), то можно попытаться решать уравнение (7) известным методом Ньютона решения нелинейных уравнений

$$x^{n+1} = x^n - [F'(x^n)]^{-1} F(x^n). \quad (8)$$

Этот метод называется *методом Ньютона безусловной оптимизации* задается формулой

$$x^{n+1} = x^n - [f''(x^n)]^{-1} f'(x^n). \quad (9)$$

Формула (8) может быть выведена, исходя из следующих соображений. Пусть x^n — некоторое приближенное решение уравнения (7). Тогда, если заменить функцию F в уравнении (7) ее линейным приближением

$$F(x) \approx \Phi(x) \stackrel{\text{def}}{=} F(x^n) + F'(x^n)(x - x^n)$$

и взять в качестве следующего приближения решение уравнения

$$\Phi(x) = \Theta, \quad (10)$$

то мы получим формулу (8).

Метод Ньютона вводится для уравнения

$$\Phi(x) = 0, \quad (11)$$

где $\Phi: R^n \rightarrow R^n$ — гладкое отображение. Пусть $x^k \in R^n$ — текущее приближение к искомому решению \bar{x} уравнения (11); тогда вблизи x^k уравнение можно аппроксимировать его линеаризацией, получив

$$\Phi(x^k) + \Phi'(x^k)(x - x^k) = 0. \quad (12)$$

итерационное уравнение метода Ньютона.

Теперь обратимся к задаче безусловной оптимизации

$$f(x) \rightarrow \min, x \in R^n, \quad (13)$$

где $f : R^n \rightarrow R$ — дважды дифференцируемая на R^n функция. Стационарные точки этой задачи описываются уравнением (11), где

$$\Phi : R^n \rightarrow R^n, \Phi(x) = f'(x), \quad (14)$$

— градиентное отображение, поэтому стационарные точки можно искать, применяя метод Ньютона к такому уравнению.

Целый ряд методов безусловной оптимизации может быть записан в виде итерационной схемы

$$x^{k+1} = x^k + \alpha_k d^k, d^k = Q_k f'(x^k), k = 0, 1, \dots, \quad (15)$$

где для каждого k симметрическая матрица $Q_k \in R(n, n)$ положительно определена, а $\alpha_k > 0$ — параметр длины шага, выбираемый посредством одной из процедур одномерного поиска, применительно к методам спуска. Квазиньютоновские методы — это методы вида (18), в которых матрицы Q_k выбираются таким образом, чтобы они в некотором смысле аппроксимировали $(f''(\bar{x}))^{-1}$ в искомом решении \bar{x} .

Методы сопряженных направлений вводятся для задачи безусловной минимизации

$$f(x) \rightarrow \min, x \in R^n, \quad (16)$$

с квадратичной целевой функцией

$$f : R^n \rightarrow R, f(x) = \langle Ax, x \rangle + \langle b, x \rangle, \quad (17)$$

где $A \in R(n, n)$ — положительно определенная симметрическая матрица, $b \in R^n$.

Важнейшим из методов сопряженных направлений является метод сопряженных градиентов, в котором:

$$d^0 = f'(x^0), d^k = -f'(x^k) + \beta_{k-1} d^{k-1}, k = 1, \dots, n-1, \quad (18)$$

а числа β_{k-1} выбираются из условия A -сопряженности системы «соседних» векторов d^{k-1}, d^k :

$$0 = \langle Ad^{k-1}, d^k \rangle = -\langle Ad^{k-1}, f'(x^k) \rangle + \beta_{k-1} \langle Ad^{k-1}, d^{k-1} \rangle, \quad (19)$$

т. е.

$$\beta_{k-1} = \frac{\langle Ad^{k-1}, f'(x^k) \rangle}{\langle Ad^{k-1}, d^{k-1} \rangle}. \quad (20)$$

Реализация методов решения задачи безусловной минимизации о которых шла речь выше, требует вычисления производных целевой функции.

Каждому из рассматривавшийся выше методов первого и второго порядков можно поставить в соответствие целый ряд методов нулевого порядка, если заменить производные их конечно-разностными аппроксимациями. Например, для приближенного вычисления градиента функции f в точке $x^k \in R^n$ можно использовать разделенные разности вперед:

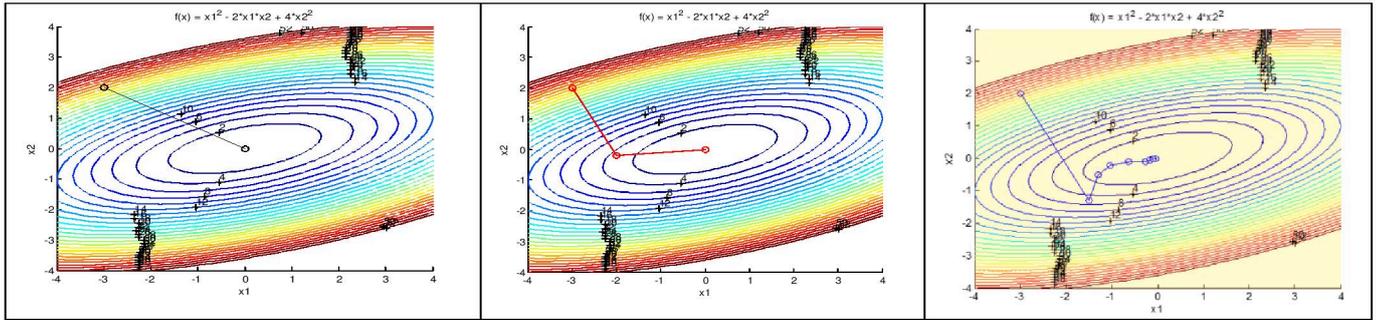
$$\frac{\partial f}{\partial x_j}(x^k) \approx g_j^k = \frac{f(x^k + t_k e^j) - f(x^k)}{t_k}, j = 1, \dots, n, \quad (21)$$

либо центральные разделенные разности:

$$\frac{\partial f}{\partial x_j}(x^k) \approx g_j^k = \frac{f(x^k + t_k e^j) - f(x^k - t_k e^j)}{2t_k}, j = 1, \dots, n, \quad (22)$$

где $t_k > 0$ — малое число, а e^1, \dots, e^n — стандартный базис в R^n . Аппроксимация центральными разностями существенно точнее, однако она требует почти вдвое больше вычислений значений функции f .

Пример использования методов безусловной оптимизации функций многих переменных (градиентного метода, метода Ньютона, метода сопряженного градиента) для поиска минимума функции $x_1^2 - 2x_1x_2 + 4x_2^2$ представлен на Рис.2.



а) б) в)

Рис.2. Иллюстрация траектории движения в точку минимума при использовании методов безусловной оптимизации а) градиентный метод б) метода Ньютона в) метод сопряженного градиента

Сравнительный анализ эффективности алгоритмов настройки весовых коэффициентов нейронных сетей, разработанных на основе методов безусловной оптимизации функций многих переменных представлен в Таблице 1.

Таблица 1.

Сравнительный анализ эффективности алгоритмов настройки весовых коэффициентов нейронных сетей

Алгоритм обучения	Оценка алгоритма по пятибалльной шкале		
	Скорость сходимости	Вычислительная робастность	Требования к оперативной памяти
Обратное распространение ошибки	1	4	2
Обратное распространение ошибки (рекуррентный)	1	4	5
Метод Гаусса – Ньютона	3	3	3
Метод Левенберга – Маркардта	5	5	1

В третьей главе исследованы методы синтеза нейросетевых систем управления.

Процедура разработки системы управления на основе нейросетевой прогнозирующей модели включает следующие основные этапы:

1. Проведение эксперимента с целью получения множества данных, представляющих объект регулирования во всем рабочем диапазоне;
2. Построение нейросетевой модели объекта посредством обучения нейросети на множестве экспериментальных данных;
3. Синтез регулятора с использованием полученной нейросетевой модели (возможно, в режиме реального времени).

В данной главе рассматривается нейросетевое управление на основе прогнозирующей модели для динамической системы, представленной в форме:

$$y(t+1) = g(y(t), \dots, y(t-n+1), u(t), \dots, u(t-m+1)), \quad (23)$$

где u - вектор входов, y - вектор выходов, t - дискретное целочисленное время, n и m - неотрицательные числа, $g(\bullet)$ - некоторая функция.

В качестве базовой нелинейной нейросетевой модельной структуры в работе используется *нейросетевая авторегрессионная модель, экзогенный тип сигналов (NNARX)*, имеющая следующее математическое описание

Регрессор:

$$\varphi(t, \theta) = [y(t-1), \dots, y(t-n_a), u(t-n_k), \dots, u(t-n_b-n_k+1)]^T. \quad (24)$$

Прогнозирующая модель:

$$\hat{y}(t|\theta) = \hat{y}(t|t-1, \theta) = g(\varphi(t), \theta) \quad (25)$$

Модели NNARX, так же как их линейные прототипы, являются устойчивыми, так как представляют собой простую алгебраическую зависимость между прогнозируемым выходом и предшествующими значениями входов и выходов системы. Это свойство, особенно важное в случае моделирования нелинейных систем, обуславливает предпочтение, отдаваемое NNARX-моделям в случае идентификации детерминированных объектов с низким уровнем измерительных шумов.

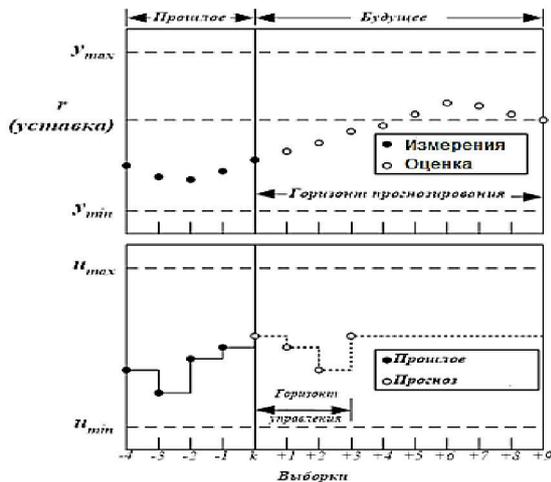


Рис.3. Основной принцип управления с использованием прогнозирующих моделей

Нейросетевые модели динамических объектов, полученные в результате настройки параметров представленных нейросетевых модельных структур, предлагается использовать в качестве прогнозирующих при разработке нейросетевых регуляторов. Основная идея прогнозирующего управления (Рис.3) состоит в определении на каждой итерации управляющего сигнала посредством минимизации критерия (26):

$$J(\theta, U(t), t) = [R(t) - \hat{Y}(t)]^T [R(t) - \hat{Y}(t)] + \rho \hat{U}^T(t) \tilde{U}(t) = E^T(t)E(t) + \rho \tilde{U}^T(t)\tilde{U}(t), \quad (26)$$

где

$$R(t) = [r(t + N_1) \dots r(t + N_2)]^T, \quad (27)$$

$$\hat{Y}(t) = [\hat{y}(t + N_1 | t) \dots \hat{y}(t + N_2 | t)]^T \quad (28)$$

$$E(t) = [e(t + N_1 | t) \dots e(t + N_2 | t)]^T, \quad (29)$$

$$\tilde{U}(t) = [\Delta u(t) \dots \Delta u(t + N_u - 1)]^T, \quad (30)$$

$$e(t + k | t) = r(t + k) - \hat{y}(t + k | t), \text{ для } k = \overline{N_1, N_2}. \quad (31)$$

$$\Delta u(t + i = 1) = u(t + i) - u(t + i - 1) \text{ и } \Delta u(t + i) = 0, N_u \leq i \leq N_2 - d, \quad (32)$$

N_1 - минимальный горизонт прогнозирования, N_2 - максимальный горизонт прогнозирования, N_u - горизонт управления, d - время задержки.

Оптимизация критерия для нелинейного прогнозирующего управления - сложная задача. Для определения минимума, используются итеративные методы:

$$U_{k+1} = U_k + \eta_k d_k, \quad (33)$$

где U_k - вектор управляющих сигналов на k -ой итерации; η_k - шаг алгоритма и d_k - направление поиска.

Как показали результаты моделирования, нейросетевое управление на основе прогнозирующих моделей обладает следующими преимуществами и недостатками:

Преимущества:

- наиболее эффективно для систем с временной задержкой;
- можно управлять неустойчивыми, неминимально-фазовыми системами;
- параметры алгоритма могут быть настроены в зависимости от динамических свойств объекта.

Недостатки:

- критерий оптимизации может иметь несколько локальных минимумов;
- сложность вычисления.

В четвертой главе рассматриваются конструкция и принцип работы системы позиционирования сварочной установки (Рис.4), нейросетевая реализация процедуры идентификации и синтез нейросетевой системы позиционирования сварочной горелки на основе прогнозирующей модели.



Рис.4. Установка для автоматической сварки кольцевых стыков труб большого диаметра

Модуль геометрической адаптации предназначен для позиционирования сварочной головки в соответствующей точке разделки. Смещение сварочной головки вычисляется по данным профилометрии стыка и реализуется в программном модуле геометрической адаптации сварочной установки. Позиционирование осуществляется в горизонтальном направлении (по координате X для слежения за стыком и в вертикальном направлении по координате Y для выведения сварочной головки на нужную высоту в

зависимости от геометрии разделки и номера (типа) слоя (Рис.5).

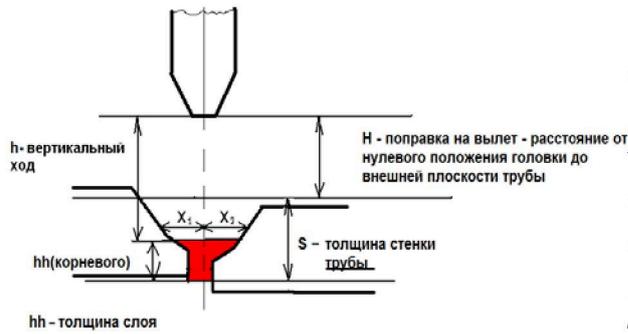


Рис.5. Позиционирование сварочной головки

Схематическое изображение системы слежения за стыком представлено на Рис.5. Целью системы управления является позиционирование сварочной горелки по центру соединения (стыка). Переменная, которой нужно управлять с высокой точностью - это положение сопла сварочной горелки, закрепленной на приводе поперечного перемещения сварочной головки.

Процедура геометрической адаптации сварочного оборудования (Рис.6) предполагает наведение сварочной горелки на центр разделки в соответствии с рассчитанной траекторией перемещения. Процедура состоит из следующих основных этапов 1. лазерная профилометрия стыка, расчет траектории перемещения горелки по результатам лазерной профилометрии, 3 определение управляющих воздействий для исполнительных механизмов – приводов поперечного, продольного перемещения и регулировки вылета а также привода колебаний.

Для управления приводом поперечного перемещения используется нейросетевой регулятор, который обеспечивает наилучшее качество прцесса сварки, в остальных устройствах использованы ПИ-регуляторы. В результате анализа геометрии разделки и синтеза законов управления формируется программа управления (командный файл), который исполняется сварочной установкой.

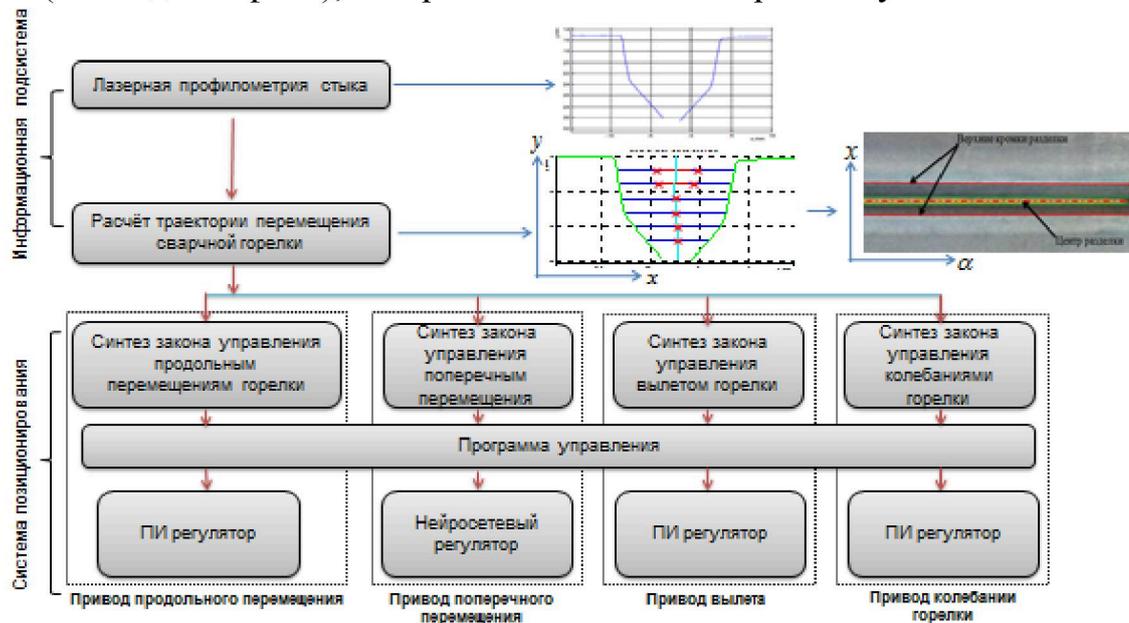


Рис.6. Процедура геометрической адаптации сварочного оборудования

Исходное требование к точности позиционирования составляет 0.02 мм, при отсутствии перерегулирования. В разрабатываемой системе (Рис.7) для перемещения в заданное положение используется электродвигатель. Датчиком положения является энкодер.

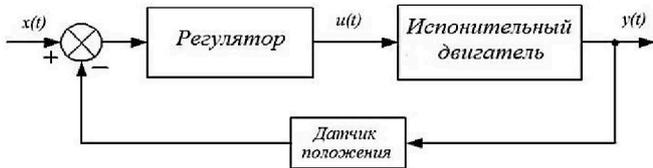


Рис.7. Система позиционирования сварочной горелки. $x(t)$ - желаемое положение, $y(t)$ - действительное положение сварочной горелки

Первым этапом синтеза системы управления является разработка адекватной прогнозирующей модели объекта. С этой целью было получено множество экспериментальных данных (Рис.8) для обучения и (Рис.9) тестирования (подтверждения) модели.

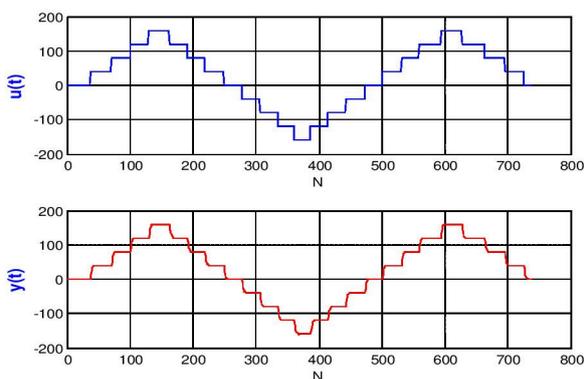


Рис. 8. Данные для обучения

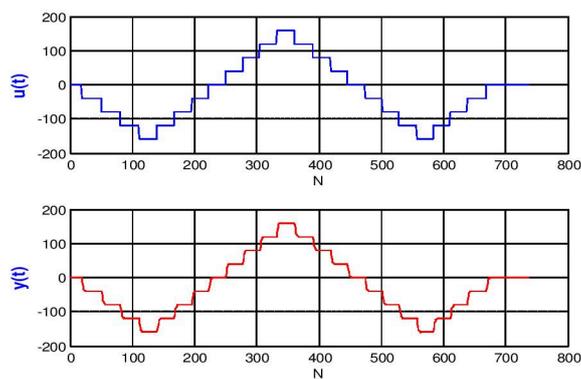


Рис. 9. Данные для тестирования

В качестве модельной структуры выбрана искусственная нейронная сеть со следующими параметрами:

Вектор входов (регрессор):

$$\varphi(t) = [y(t-1), \dots, y(t-2), u(t-1), \dots, u(t-2)]^T \quad (32)$$

Прогнозирующая модель:

$$\hat{y}(t|\theta) = \hat{y}(t|t-1, \theta) = g(\varphi(t), \theta) \quad (35)$$

Число входов ИНС:2; Число выходов ИНС:1; Число нейронов в скрытом слое:4

Оценка параметров ИНС (обучение) проведена на основе алгоритма Левенберга-Марквардта. Результаты идентификации с использованием двухслойной сети с тангенциальными функциями активации в скрытом слое и одним линейным нейроном в выходном слое представлены на Рис.10,11,12. Качество модели определялось проверкой работоспособности модели на тестовом множестве. Минимальное значение ошибки обучения и ошибки тестирования продемонстрировала модель ANNARX (8.4.1) (Таблица.2).

Таблица.2.

Ошибки тестирования модели в зависимости от параметры регрессоры

$N_a/N_b/N_k$	2,1	3,1	4,1	5,1	6,1	7,1	8,1
2	0.0158	0.0129	0.0090	0.0074	0.0054	0.0053	0.0045
3	0.0122	0.0088	0.0089	0.0064	0.0054	0.0052	0.0042
4	0.0084	0.0058	0.0055	0.0052	0.0050	0.0050	0.0042
5	0.0085	0.0050	0.0049	0.0048	0.0048	0.0047	0.0042
6	0.0062	0.0050	0.0049	0.0048	0.0047	0.0047	0.0042
7	0.0053	0.0044	0.0043	0.0043	0.0042	0.0042	0.0042

8	0.0053	0.0044	0.0042	0.0043	0.0042	0.0042	0.0042
----------	---------------	---------------	---------------	---------------	---------------	---------------	---------------

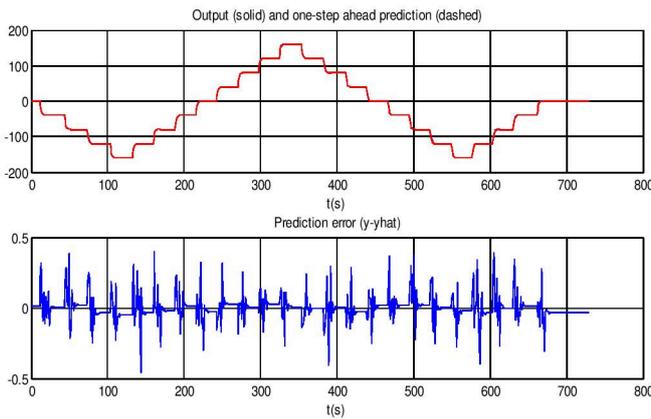


Рис.10. Графики значения реального и прогнозируемого выходного сигналов(а) и график ошибки(б)

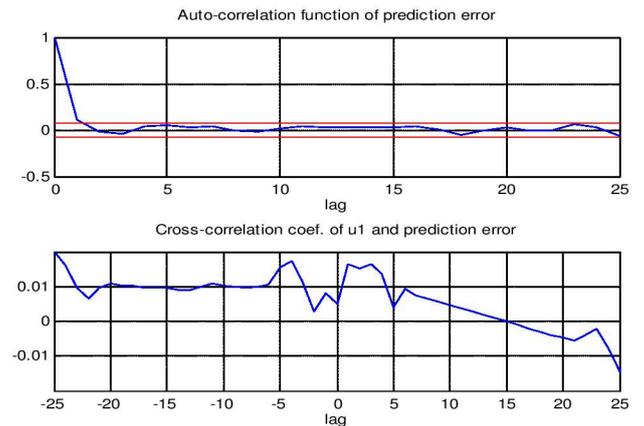


Рис.11. Графики корреляционных функций

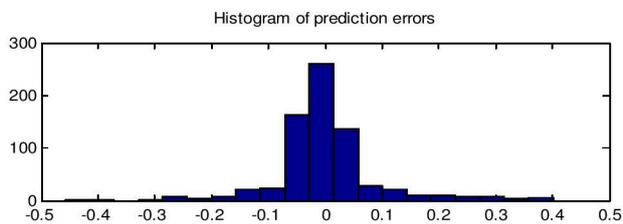


Рис.12. Гистограмма распределения ошибок прогнозирования

Следующий этап – синтез регулятор на основе полученной нейросетевой прогнозирующей модели.

Основными настраиваемыми параметрами регулятора являются горизонты прогнозирования и управления и коэффициент штрафа на управление.

Одной из задач работы является исследование влияния параметров (горизонта управления и горизонта прогнозирования) на функционирование системы. Результаты моделирования представлены в Таблице.3.

Таблица.3.

Зависимость ошибки прогнозирования от горизонта управления(Nu) и максимального горизонта прогнозирования($N2$)

$N2$	Nu	2	4	6	8	10	12	14	16	18	20
2	2	0.1394									
4	4		0.1474								
6	6		0.1488	0.1484							
8	8		0.1489	0.1483	0.1484						
10	10		0.1500	0.1484	0.1484	0.1484					
12	12		0.1500	0.1484	0.1485	0.1484	0.1484				
14	14		0.1501	0.1484	0.1486	0.1484	0.1484	0.1484			
16	16		0.1502	0.1485	0.1487	0.1484	0.1484	0.1484	0.1484		
18	18		0.1502	0.1486	0.1488	0.1484	0.1484	0.1484	0.1484	0.1484	
20	20		0.1502	0.1487	0.1489	0.1484	0.1484	0.1484	0.1484	0.1484	0.1484

Оценка результатов функционирования нейроконтроллера даёт оптимальные значения горизонта прогнозирования $N2=2$; Горизонт управления $Nu=2$.

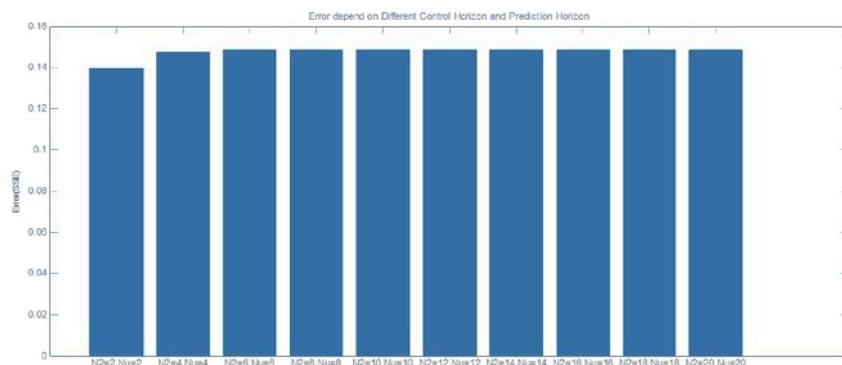


Рис. 13. Зависимость ошибки от горизонта управления Nu и горизонта прогнозирования $N2$

В результате моделирования определены наиболее эффективные параметры регулятора. Горизонт прогнозирования $N2 = 2$. Горизонт управления $Nu = 2$. Зависимость ошибки от коэффициента штрафа на управление представлена в Таблице 4.

Таблица 4.

Результаты моделирования нейросетевого регулятора. Оценка влияния коэффициента штрафа (*СКО - Среднеквадратичая ошибка).

$N2=2, Nu=2$			
	<i>СКО</i>	$\sigma\%$	<i>Tnn</i>
0.1	0.1394	3.2767	0.0534
0.01	0.0460	6.9825	0.0526
0.001	0.0018	2.1234	0.0520

Результаты моделирования неросетевого регулятора с различными значениям коэффициента штрафа представлены на Рис(14, 15).

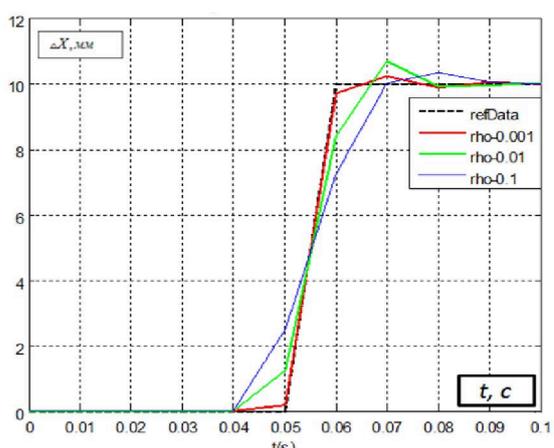


Рис .14. Выходные сигналы и уставка для на различных значений коэффициента штрафа

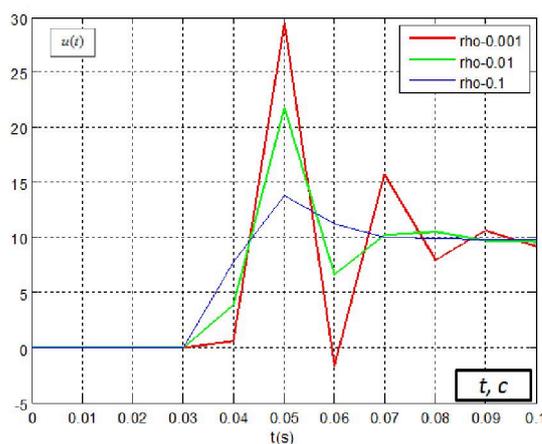


Рис.15. Оценка сигнала управления системы с различными значениями коэффициента штрафа

Если имеет значение скорость изменения сигнала управления (например, изменение не может быть очень быстрым вследствие наличия ограничений), то коэффициент штрафа можно увеличить, но это, очевидно, приведет к замедлению отработки уставки. С другой стороны, малые значения могут привести к излишне

высокому значению перерегулирования и выходу управляющих воздействий за пределы допустимых значений.

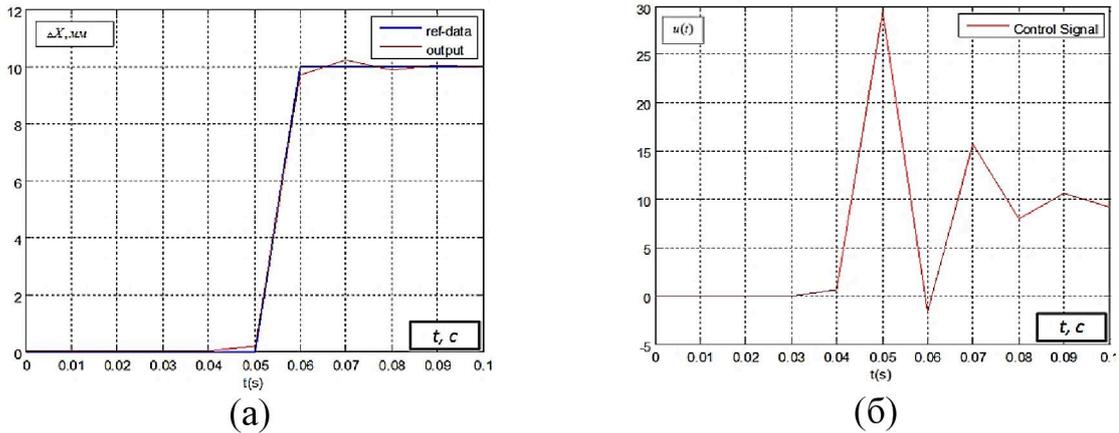


Рис.16. (а) Уставка(ref-data) и выход (output) системы с нейросетевым регулятором, (б) сигнал управления системы

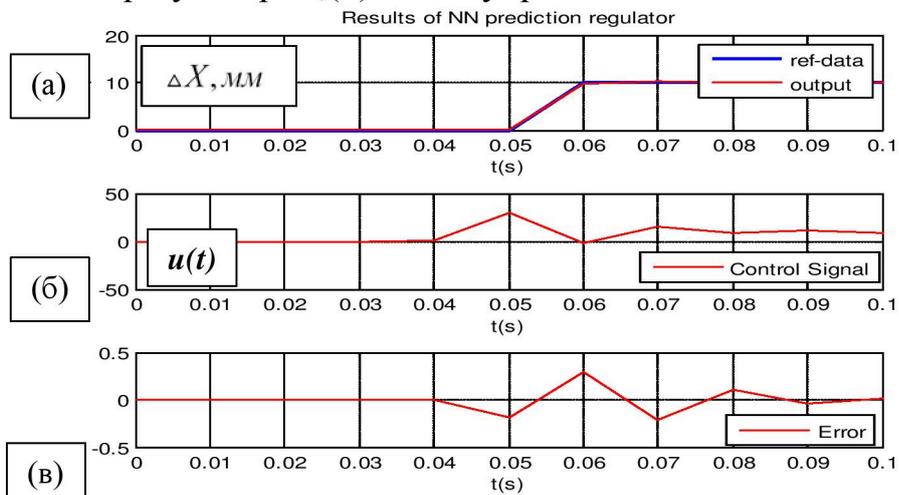


Рис.17. (а) Уставка (ref_data) и выход (y_data) системы с нейросетевым регулятором, (б) сигнал управления системы (в) ошибка системы

В результате серии экспериментов определены наиболее эффективные параметры регулятора:

горизонт прогнозирования $N2 = 2$; горизонт управления $Nu = 2$;

коэффициент штрафа на управление $\rho = 0.001$.

Результаты моделирования представлены на Рис (16, 17).

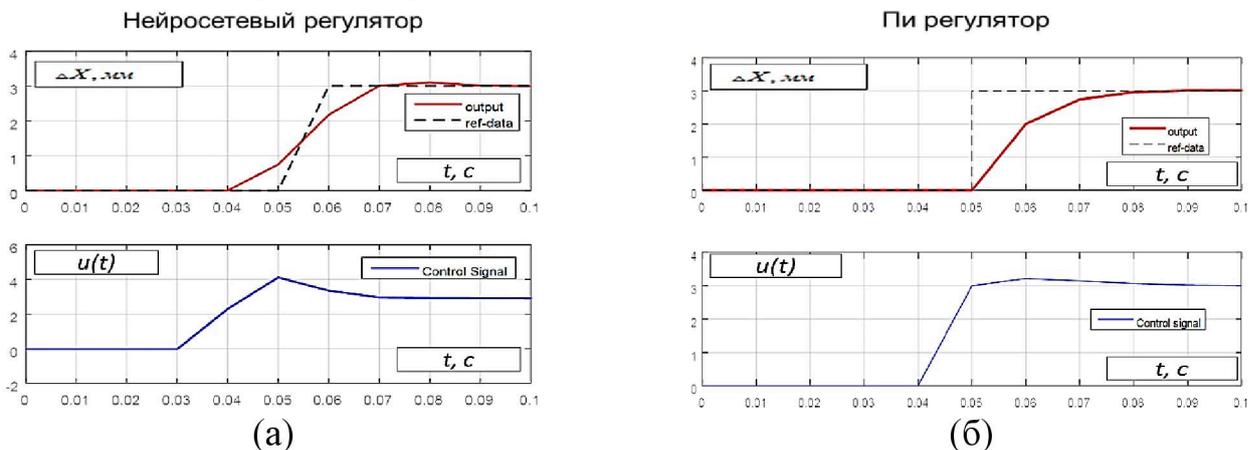


Рис.18. Сравнительный анализ (а)нейросетевого и (б) ПИ регулятора

В общем случае, с помощью ПИ регулятора можно добиться скорости переходного процесса не хуже, чем с нейрорегулятором, причем перерегулирование отсутствует, однако за счет применения технологии упреждающего управления переход на новое значение уставки осуществляется заранее, что в случае управления процессом сварки обеспечивает лучшее качество соединения (Рис.18).

Проведенное исследование влияния штрафа ρ на функционирование системы позволяет сделать следующие выводы: Если имеет значение скорость изменения сигнала управления (например, изменение не может быть очень быстрым вследствие наличия ограничений), то можно увеличить ρ , но это, очевидно, приведет к замедлению отработки уставки. С другой стороны, малые значения ρ могут привести к излишне высокому значению перерегулирования и выходу управляющих воздействий за пределы допустимых значений.

ОСНОВНЫЕ РЕЗУЛЬТАТЫ ДИССЕРТАЦИОННОЙ РАБОТЫ

В ходе выполнения работы получены следующие основные результаты:

1. Исследован нейросетевой подход к решению задач управления на основе прогнозирующих нейросетевых моделей.
2. Реализованы и исследованы алгоритмы построения прогнозирующих моделей с использованием нейросетевых технологий.
3. Реализованы алгоритмы настройки параметров нейросетевых регуляторов.
4. Разработаны адекватные нейросетевые модели системы позиционирования сварочной горелки.
5. Определены наиболее эффективные параметры регулятора (горизонты управления и прогнозирования, штраф на управление) для системы геометрической адаптации сварочного оборудования на основе прогнозирующих нейросетевых моделей.
6. Экспериментально подтверждена эффективность разработанных подходов, сформулированы рекомендации их применению в адаптивных системах управления сварочным оборудованием.

ОСНОВНЫЕ ТРУДЫ ПО ТЕМЕ ДИССЕРТАЦИИ

1. Адаптивная система управления сварочным оборудованием / Мин Мин Тун [и др.] // Электронный научный журнал «Инженерный вестник Дона» (Ростов-на-Дону).2014.№2.URL:<http://ivdon.ru/magazine/archive/n2y2014/2385>. (дата обращения:05.06.2004). (0,43 п.л./0,10п.л.).
2. Гаврилов.А.И., Мин Мин Тун. Решение задачи геометрической адаптации сварочного оборудования с использованием технологии прогнозирующего управления // Труды одиннадцатого международного симпозиума «Интеллектуальные системы».2014.С.179-184.(0,132 п.л./0,078п.л.).
3. Классификатор сварочных дефектов / Мин Мин Тун[и др.]. Студенческий научный вестник. М. :МГТУ им. Н. Э. Баумана, 2012. Том XII, Часть-1. С. 35-38. (0,25п.л./0,06п.л.).
4. Мин Мин Тун. Реализация программного модуля геометрической адаптации сварочной установки (наведение на стык) // Уникальные феномены и

- универсальные ценности культуры: сборник научных докладов. XIII международного симпозиума, М., 2011. С.229-231. (0,18п.л./0,09п.л.).
5. Мин Мин Тун. Синтез алгоритмов управления сварочным оборудованием на основе прогнозирующих моделей // Уникальные феномены и универсальные ценности культуры: сборник научных докладов. XVI международного симпозиума(Москва) 2014.С.409-412. (0,18п.л./0,09п.л.).
 6. Нейросетевой классификатор сварочных дефектов / Мин Мин Тун [и др.]// Интеллектуальные системы: Труды девятого международного симпозиума. М.: РУСАКИ, 2010. С. 614-615. (0,125п.л./0,062п.л.).
 7. Нейросетевые технологии в задаче идентификации электропривода постоянного тока / Мин Мин Тун [и др.] // Труды восьмого международного симпозиума «Интеллектуальные системы»(Нижний Новгород). 2008. С. 631-635.(0,132 п.л./0,078п.л.)
 8. Пашаева Б.А., Мин Мин Тун. Нейросетевое прогнозирующее управление дистилляционной колонной // Студенческий научный вестник (Москва). 2012. Том XII, Ч. 1. С.54-57 .(0,19п.л./0,1п.л.).
 9. Применение нейросетевых технологий в задачах обнаружения дефектов сварного шва / Мин Мин Тун [и др.] // Молодежный научно-технический вестник. М.: МГТУ им. Н. Э. Баумана, 2014. URL.<http://sntbul.bmstu.ru/doc/751902.html>. (дата обращения: 12.12.2014). (0,43п.л./0,10п.л.).
 10. Применение технологий цифровой обработки изображений в нейросетевых системах управления сварочным оборудованием / Мин Мин Тун[и др.] // Интернет-журнал «Наукovedение». 2015. Том 7, №1. (январь - февраль 2015). URL.<http://naukovedenie.ru/PDF/64TVN115.pdf> .(дата обращения:16.02.2015). (0,75п.л./0,15п.л.)
 11. Реконструкция трёхмерных моделей по данным лазерной профилометрии/ Мин Мин Тун [и др.] // Труды десятого международного симпозиума «Интеллектуальные системы» (Вологда). 2012. С. 513-517. (0,31п.л./0,06п.л.).