

На правах рукописи



**Носиров Исмоил Сафарович**

**ПОСТРОЕНИЕ СИСТЕМЫ УПРАВЛЕНИЯ ЭЛЕКТРОПРИВОДНЫМИ  
СИСТЕМАМИ МЕТАЛЛОРЕЖУЩИХ СТАНКОВ С НЕЙРОННЫМИ  
СЕТЯМИ**

Специальность 05.09.03 – Электротехнические комплексы и системы

**АВТОРЕФЕРАТ**

диссертации на соискание ученой степени  
кандидата технических наук

Санкт-Петербург – 2019

Работа выполнена в федеральном государственном автономном образовательном учреждении высшего образования «Санкт-Петербургский государственный электротехнический университет «ЛЭТИ» им. В.И. Ульянова (Ленина)» на кафедре робототехники и автоматизации производственных систем

- Научный руководитель: Белов Михаил Петрович  
доктор технических наук, доцент, заведующий кафедрой робототехники и автоматизации производственных систем ФГАОУ ВО «Санкт-Петербургский государственный электротехнический университет «ЛЭТИ» им. В.И. Ульянова (Ленина), г. Санкт-Петербург.
- Официальные оппоненты: Саушев Александр Васильевич  
доктор технических наук, профессор, заведующий кафедрой «Электропривода и электрооборудования береговых установок» ФГБОУ ВО «Государственный университет морского и речного флота имени адмирала С.О. Макарова», г. Санкт-Петербург.
- Рассудов Лев Николаевич  
кандидат технических наук, доцент кафедры «Автоматизированного электропривода» ФГБОУ ВО «Национальный исследовательский университет «МЭИ», г. Москва.
- Ведущая организация: ФГАОУ ВО «Санкт-Петербургский национальный исследовательский университет информационных технологий, механики и оптики», г. Санкт-Петербург.


Защита состоится «26» июня 2019 года в 13-30 часов на заседании диссертационного совета Д 212.238.05 на базе Санкт-Петербургского государственного электротехнического университета «ЛЭТИ» им. В.И. Ульянова (Ленина) (СПбГЭТУ «ЛЭТИ») по адресу: 197376, Санкт-Петербург, улица Профессора Попова, д. 5.

С диссертацией можно ознакомиться в библиотеке ФГАОУ ВО «Санкт-Петербургский государственный электротехнический университет «ЛЭТИ» им. В.И. Ульянова (Ленина)» и на сайте университета [www.etu.ru](http://www.etu.ru) в разделе «Подготовки кадров высшей квалификации» - «Объявление о защитах»

Отзывы на автореферат в двух экземплярах, заверенные печатью, просим направлять по адресу: 197376, Санкт-Петербург, улица Профессора Попова, д. 5.

Автореферат разослан «25» апреля 2019 года.

Ученый секретарь  
диссертационного совета Д 212.238.05  
кандидат технических наук, доцент



А. Д. Стоцкая

## ОБЩАЯ ХАРАКТЕРИСТИКА ДИССЕРТАЦИОННОЙ РАБОТЫ

**Актуальность темы исследования.** Одной из наиболее распространённых задач в машиностроении является повышение качества и точности обработки деталей металлорежущими станками. Процесс обработки деталей на металлорежущих станках непосредственно связан с его динамическими характеристиками, точностью и производительностью. На вышеперечисленные характеристики оказывают влияние различные возмущающие воздействия, например нелинейности в кинематических передачах, упругие деформации, возникающие в зоне резания, температура резания и т.п. В современных станках с числовым программным управлением (ЧПУ) приводы подачи линейных движений формообразующих узлов на базе шариковых винтовых передач (ШВП) играют важнейшую роль. Они в большинстве случаев определяют размерную, а в отдельных случаях и геометрическую точности. Основным назначением привода подачи является перемещение рабочих частей станка по осям станка с заданной траектории.

При обработке деталей со сложно-профильной поверхностью с высокой точностью при одновременной работе двух и более приводов подачи, все они должны обладать не только высокими, но и одинаковыми динамическими характеристиками. В процессе механической обработки все элементы металлорежущих станков подвергаются воздействию сил резания, упругим колебаниям, а также деформациям обрабатываемой поверхности детали, что приводит к колебаниям элементов станка. Наибольший вклад в колебания элементов станка вносят упругие колебания в приводе подачи, что связано с его большой податливостью. Упругие колебания отрицательно влияют на работу приводов подачи, вызывая увеличение динамических нагрузок на элементы, снижение быстродействия и точности при отработке программных траекторий, появлению незатухающих вибраций, опасных резонансных явлений и т.п.

Таким образом, для достижения требуемого качества обработки с точки зрения кинематики приводов подачи требуется решение задачи компенсации упругих колебаний в приводах подачи, возникающих под воздействием силы резания, за счет улучшения динамических характеристик.

Улучшение динамических характеристик приводов подачи и главного движения металлорежущих станков является одной из наиболее актуальных научно-технических задач. Значительный вклад в исследование вопросов повышения динамических характеристик и точности обработки деталей на металлообрабатывающих станках внесли отечественные и зарубежные ученые, в том числе Левин А.С., Молодцов В.В., Бушуев В.В., Михайлов О.П., Ривин Е.И., Борцов Ю.А., Башарин А.В., Терехов В.М., Y. Altintas, J. Tlustý, G. Pritschow, M. Weck, B. Denkena.

Тем не менее, несмотря на наличие проведенных учеными исследований по проблеме повышения эффективности работы металлорежущих станков, ряд вопросов требует дальнейшего изучения.

Известно, что в настоящее время большинство существующих систем автоматизированного управления металлорежущих станков реализуются на базе классических регуляторов. Благодаря простоте их структуры и высокой надежности широкое распространение нашли ПИД-регуляторы. Однако, несмотря на достоинства, классические регуляторы имеют ряд недостатков таких как: высокой стартовое перерегулирование, малую чувствительность к возмущениям, а также требуют постоянной перенастройки собственных коэффициентов в случае изменения технологических параметров управляемого объекта. Кроме того, для процессов с переменными

параметрами, временными задержками, существенными нелинейностями и значительными помехами использование ПИД-регуляторов может не обеспечить оптимальные динамические характеристики процессов. Для настройки параметров ПИД-регуляторов используются методы Зиглера–Никольса (Ziegler –Nichols), Такахаши (Takahashi) и др. Практика показала, что методы настройки классических регуляторов также имеют недостатки. Например, метод Зиглера–Никольса ориентирован на линейные системы, поскольку сам регулятор является линейным динамическим звеном. Поэтому если объект управления имеет существенно нелинейный характер, то трудно добиться высокого качества управления.

Таким образом, повышение качества управления электроприводами металлорежущих станков необходимо выполнять на основе интеллектуального подхода.

В настоящее время известно достаточно большое число разработок и практических реализаций технологий искусственного интеллекта (на основе нейронных сетей, генетических алгоритмов, нечеткой логики и т.д.) для систем управления электроприводами электромеханических систем, как за рубежом, так и в России. В то же время следует отметить, что в системе управления электроприводами металлорежущих станков, использование технологий искусственной нейронной сети еще достаточно мало. Например, в этом направлении известны лишь работы А. Ф. Лысенко, В. С. Биленко, Е.М. Щербакова, В. М. Буянкина и др. Учитывая все отмеченные факторы, можно утверждать, что проблема использования технологий искусственного интеллекта в системах управления электроприводами металлорежущих станков является на сегодняшний день важной и актуальной задачей.

**Целью диссертационной работы** является разработка методов и алгоритмов нейросетевого управления электроприводами для повышения качества и точности обработки деталей на металлорежущих станках, математических моделей системы управления.

**Для достижения поставленной цели в диссертации решались следующие задачи:**

1. Проводился анализ современного состояния проблемы повышения эффективности систем управления электроприводами металлорежущих станков.
2. Проводился анализ влияния погрешностей приводов подачи на точность обработки деталей при механической обработке, а также возможностей уменьшения этих погрешностей за счет использования современных систем управления электроприводами.
3. Разработана методика для определения оптимальных параметров нейронных контроллеров системы управления электроприводами.
4. Проведен синтез нейросетевых контроллеров для стабилизации скорости линейного движения суппорта и компенсации колебаний, возникающих в упругих элементах приводов подачи металлорежущих станков.
5. Разработана модель статической нейронной сети с прямой передачей сигнала.
6. Разработаны метод и алгоритм интеллектуального управления для системы стабилизации мощности и усилия резания металлорежущего станка с учетом различных типов возмущений, действующих на объект управления.

**3. Методы исследования.** В работе используются: теория нейронных сетей, методы математического программирования, методы нелинейной оптимизации, методы моделирования, математическая статистика. При проведении этапов синтеза регуляторов и моделирования использовались современные прикладные программные пакеты Matlab и LabVIEW.

**4. Научная новизна результатов диссертационной работы** заключается в решении проблемы повышения эффективности работы системы управления приводами металлорежущих станков, функционирующей в условиях существенной текущей неопределенности, на основе применения интеллектуального подхода.

**В рамках решения этой задачи получены следующие научные результаты:**

1. Предложен метод синтеза нейросетевых контроллеров для стабилизации скорости линейного движения суппорта и компенсации колебания, возникающего в упругих элементах приводов подачи металлорежущего станка, что позволяет упростить реализацию его системы управления электроприводами и повысить эффективность управления.

2. Разработана нейронная сеть, осуществляющая автоматическую адаптацию параметров ПИ-регулятора мощности резания в процессе функционирования системы стабилизации мощности и усилия резания в условиях переменного момента инерции на валу шпинделя.

3. Разработана методика обобщенного нейроуправления с предсказанием, позволяющая компенсировать возмущающие воздействия в реальном времени.

**5. Практические результаты работы**

1. Разработанные модели нейрорегуляторов являются основой для программной или аппаратной реализации контроллеров скорости, мощности резания и положения электроприводов металлорежущих станков.

2. Разработанная система контроля скоростных характеристик приводов подач, позволяет обеспечивать высокую точность траекторных перемещений исполнительных органов металлорежущих станков, влияющих на процесс обработки деталей.

3. Разработано программное обеспечение для определения скоростных характеристик приводов с использованием методов нейросетевого управления. Полученные модели являются основой для коррекции управляющих программ, позволяющих повысить точность обработки деталей.

**6. На защиту выносятся:**

1. Методика синтеза нейроконтроллера с предсказанием для следящего электропривода подачи с упругими связями.

2. Методика настройки параметров ПИ-регулятора мощности резания в системах стабилизации мощности и усилия резания в условиях переменного момента инерции на валу шпинделя.

3. Методика синтеза нейроконтроллера на основе модели авторегрессии со скользящим средним для системы управления электроприводами подачи металлорежущего станка.

**Апробация работы.** Основные результаты диссертации докладывались и обсуждались на ряде научно-технических конференций, в частности: Научно-техническая конференция профессорско-преподавательского состава университета СПбГЭТУ "ЛЭТИ" в 2016, 2017, 2018, 2019; Международная научная конференция «Наука и образование: технология успеха», посвященная 130-летию университета СПбГЭТУ "ЛЭТИ"; XX Международная конференция по мягким вычислениям и измерениям (SCM'2017,2018) СПбГЭТУ "ЛЭТИ"; 2018 International Ural Conference on Green Energy (UralCon); Республиканской научно-практической конференции « Развитие стабильной энергетики в годы независимости» ИЭТ; Республиканской научно-практической конференции « Экономическое развитие энергетики в республике Таджикистан» ИЭТ.

**Публикации.** По теме исследования опубликованы 9 печатных работ, в том числе 3 публикаций в изданиях, рекомендованных ВАК, 1 статьи входящих в систему цитирования

Scopus, 1 свидетельства на программы для ЭВМ, 4 работы в материалах научно-технических конференций.

**Структура и объём работы.** Диссертация состоит из введения, четырёх глав, заключения, списка литературы из 95 наименований и 1 приложения. Общий объём диссертации 113 страница, включая 48 рисунок и 15 таблиц.

### ОСНОВНОЕ СОДЕРЖАНИЕ РАБОТЫ

**Во введении** обоснованы актуальность темы работы, научная новизна и практическая значимость результатов, сформулированы цели и задачи исследования диссертационной работы.

**В первой главе** приводится сравнение особенностей асинхронных, синхронных и серводвигателей, применяемых в металлообрабатывающих станках и обзор современных систем управления асинхронными электроприводами. Приводятся анализ развития встроенных и внешних шпинделей и требования к современным электроприводам подачи и главного движения. Приводится анализ состояния вопросов повышения эффективности металлообрабатывающих станков при обработке деталей за счет улучшения динамических характеристик электромеханических приводов подач с шариковыми винтовыми передачами и выбора параметров электроприводов подачи и главного движения.

**Во второй главе** рассматривается математическое описание следящей системы управления электроприводами подачи с упругими связями и синтез нейроконтроллера с предсказанием (Neural Network Predictive Control).

Математическое описание следящей системы управления электропривода подачи с упругими связями имеет вид

$$\left\{ \begin{array}{l} \dot{\omega}_1 = \frac{1}{J_1} [M_d - M_{12} - M_n]; \dot{\omega}_2 = \frac{1}{J_2} [M_{12} - M_c]; \\ \dot{M}_{12} = c_{12} (\omega_1 - \omega_2); \dot{\Psi} = \frac{1}{T_2} [L_m i_{1\alpha} - \Psi_2]; \\ \dot{i}_{1\alpha} = \frac{1}{\sigma R_1 T_1} [u_{1\alpha} - R_1 i_{1\alpha} + \omega_{0эл} \sigma R_1 T_1 i_{1\beta} - \frac{L_m}{L_2} \dot{\Psi}_2]; \\ \dot{i}_{1\beta} = \frac{1}{\sigma R_1 T_1} [u_{1\beta} - R_1 i_{1\beta} + \omega_{0эл} \sigma R_1 T_1 i_{1\alpha} - \frac{L_m}{L_2} \omega_{0эл} \Psi_2]; \\ M_d = \frac{3}{2} z_p \frac{L_m}{L_2} \Psi_2 i_{1\beta}; \dot{\theta}_c = \omega_{0эл} = z_p \omega - \omega_p; \omega_p = \frac{L_m}{L_2} R_2 \frac{i_{1\beta}}{\Psi_2}; \\ u_{1\alpha} = k_n W_{пт\alpha}(p) [u_{пт} - k_t i_{1\alpha}]; u_{пт} = W_{пт}(p) [\Psi_{2зад} - k_{пт} \Psi_2]; \\ u_{1\beta} = k_n W_{пт\beta}(p) [u_{пс} - k_t i_{1\beta}]; u_{пс} = W_{пс}(p) [u_{пн} - k_c \omega]; \\ u_{пн} = W_{пн}(p) [v_{зад} - k_{дп} v_m]; \end{array} \right. \quad (1.1)$$

где  $J_1$  – момент инерции асинхронного электропривода;  $J_2$  – суммарный момент инерции ходового винта и момента инерции поступательно движущихся частей (стола и массы обрабатываемой детали) привода подачи;  $\omega_1, \omega_2$  – угловые скорости первой и второй массы;  $M_d$  – момент двигателя;  $M_{12}$  – момент упругой связи;  $M_c$  – статический момент на валу двигателя;  $c_{12}$  – коэффициент жёсткости;  $\Psi_2$  – проекция пространственного вектора потокосцепления ротора на ось  $\alpha$

вращающейся системы координат  $\alpha - \beta$ ;  $\omega_p$  – частота роторной ЭДС;  $z_p$  – число пар полюсов обмотки статора;  $\omega$  – угловая скорость ротора;  $\omega_{0эл}$  – угловая скорость вращающейся системы координат  $\alpha - \beta$ , равная частоте напряжения питания, в электрических радианах в секунду;  $L_m$  – индуктивность намагничивающего контура;  $R_1, R_2$  – активные сопротивления обмоток фаз статора и ротора соответственно;  $L_1, L_2$  – индуктивности обмоток фаз статора и ротора соответственно;  $\sigma$  – коэффициент рассеяния машины,  $\sigma = 1 - L_m^2 / L_1 L_2$ ;  $T_1, T_2$  – постоянные времени обмоток статора и ротора соответственно,  $T_1 = R_1 / L_1$  и  $T_2 = R_2 / L_2$ ;  $W_{пт}(p), W_{рпт}(p), W_{рс}(p), W_{рп}(p)$  – передаточные функции регуляторов тока, потокосцепления, скорости и положения;  $k_t, k_{пт}, k_c, k_{п}$  – постоянные коэффициенты передачи датчиков обратных связей по току, потокосцеплению, скорости и положения соответственно;  $k_2 = L_m / L_2$  – коэффициент;  $u_{ia}, u_{i\beta}, u_{пт}, u_c, u_{п}$  – выходные напряжения регуляторов токов потокосцепления ПИТ, скорости РС и положения РП соответственно;  $v_m$  – линейная скорость перемещения механизма электропривода подачи;  $v_{зад}, \psi_{зад}$  – задающее воздействие линейной скорости перемещения суппорта и потокосцепления ротора.

Нейроконтроллер с предсказанием используется с численной оптимизацией для того, чтобы вычислить управляющий сигнал, который минимизирует следующий критерий качества управления:

$$J = \sum_{j=N_1}^{N_2} [y_r(t+j) - y_m(t+j)]^2 - \lambda \sum_{j=1}^{N_u} [u'(t+j-1) - u'(t+j-2)]^2 \quad (1.2)$$

$N_1$  – нижний предел предсказания;  $N_2$  – верхний предел предсказания;  $N_u$  – диапазон управления;  $y_r$  – прогнозируемый результат работы системы управления от нейронной сети;  $y_m$  – истинная реакция модели управляемого процесса;  $u'$  – управляемый вход;  $\lambda$  – весовой множитель.

Нейроконтроллер с предсказанием состоит из следующих элементов: управляемого объекта (модели объекта), нейронной сети (НС) и блока оптимизации, который показан на рисунке 1.

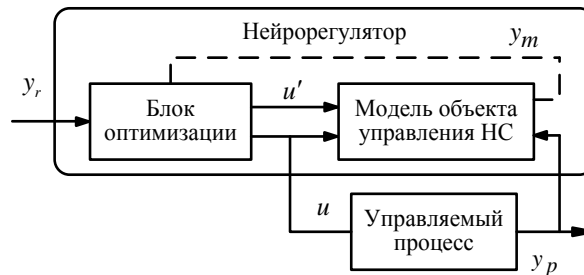


Рисунок 1 – Структурная схема нейроруавления с предсказанием

Рассматривается несколько вариантов синтеза нейроконтроллера с предсказанием для установления его оптимальных параметров. Основные параметры нейроконтроллера с предсказанием представлены в таблице 1.

В результате исследований было доказано, что величины  $N_n, \rho$  и  $\alpha$  незначительно влияют на результаты синтеза нейроконтроллера, а величина верхнего предела суммирования  $N_2$  оказывает существенное влияние на работу нейроконтроллера с предсказанием. А также, число итераций на 1 такт дискретности, который в работе принят,  $\gamma=2$  не очень влияет на работу нейроконтроллера. При синтезе нейроконтроллера с предсказанием было установлено, что его оптимальные значения находятся в пределах  $N_2 = 4...12$ .

Результаты исследования показали, что выбор количества нейронов зависит от динамических характеристик объекта управления, т.е. если выбрать количество нейронов больше ожидаемого, то наблюдаются явления переобучения и процесс обучения может занимать длительное время, а при малом количестве нейронов, нейронная сеть не может выполнить поставленную задачу.

При синтезе нейроконтроллера, было установлено, что для решения поставленной задачи количество нейронов находится в пределах  $N_n = 10...12$ . Обучение сети в значительной степени зависит от длины обучающей выборки  $N_B$  и тактики дискретности  $\Delta t$  в секундах. Результат исследования показал, что если дискретность  $\Delta t > 1$ , то снижется точность вычисления и сокращается время обучения. Если дискретность  $\Delta t < 1$ , то происходит обратная ситуация. Оптимальные значения в решаемой задаче находятся в пределах:  $N_B = 700...1500$ ,  $\Delta t = 0.4...0.17$ .

Приводятся следующие алгоритмы для обучения нейроконтроллера, которые соответствуют вариантам *a-g* приведенным в таблице 1: *a*– алгоритм Баттити (Trainoss); *b*– алгоритм Биелеи Пауэлл (Traincgb); *в*– алгоритм Левенберга–Марквардта (Trainlm); *г*– алгоритм Флетчер–Ривса (Trainsgf). В результате исследования было доказано, что алгоритм Левенберга–Марквардта является самым эффективным алгоритмом для обучения нейроконтроллера.

В результате проведенных исследований были установлены оптимальные параметры нейроконтроллера, приведенные в таблице 1.

Таблица 1

Параметры нейроконтроллера	Обозначение	Варианты			
		<i>a</i>	<i>b</i>	<i>в</i>	<i>г</i>
Size of Hidden Layer	$N_n$	3	5	6	8
Sampling Interval	$\Delta t$	0.15	0.3	0.2	0.4
No. Delayed Plant Inputs	$N_i$	2	2	2	2
No. Delayed Plant Outputs	$N_j$	2	2	2	2
Training Epochs	-	200	200	200	200
Training samples	$N_B$	700	800	1000	1200
Cost Horizon	$N_2$	12	6	8	10
Control Horizon	$N_u$	2	2	2	2

В таблице 2 представлены варианты прямых показателей качества полученных переходных процессов при синтезе нейроконтроллера с предсказанием (*a, b, в, г*–это различные варианты



параметров нейроконтроллера). Из представленных данных таблицы 2 можно заключить, что показатели качества синтезируемого контроллера вариант *в* обеспечивают лучшее качество переходного процесса.

Таблице 2

Параметры качества	показатели	Обозначение	Варианты			
			<i>a</i>	<i>б</i>	<i>в</i>	<i>г</i>
Время регулирования		$t_p, \text{сек}$	0.1	0.1	0.1	0.1
Время нарастания		$t_n, \text{сек}$	0.098	0.8	0.5	0.5
Перерегулирование		$\sigma, \%$	12,5	18.46	0	15.66
СКО		$\delta, \%$	0.114	0.026	0.023	0.027

Результаты исследования переходных процессов по скорости линейного движения привода подачи  $v_M, \text{мм/с}$ , соответствующие вариантам *a-г* таблица 1, представлены на рисунке 2. Как видно из графиков вариант *в* имеет высокую динамическую характеристику.

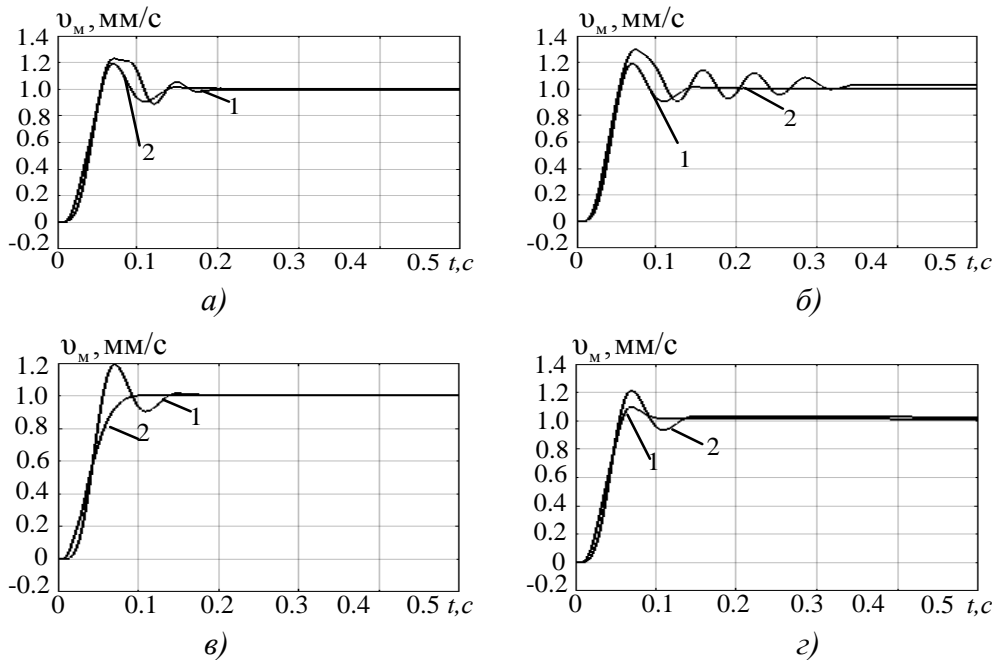


Рисунок 2– Переходные процессы по скорости линейного перемещения электропривода подачи токарного станка

Результаты синтеза нейроконтроллера с предсказанием показывают, что нейроконтроллер с предсказанием обеспечивает высокие динамические характеристики системы управления электроприводами подачи с упругими связями.

**В третьей главе** рассматриваются вопросы разработки ПИ-регулятора с самонастройкой на основе многослойной нейронной сети прямого распространения для системы стабилизации мощности и усилия резания металлорежущего станка. Обычно в контуре системы стабилизации мощности и усилия резания в качестве регулятора мощности (РМ) используется классический ПИ-регулятор. Как известно процесс резания имеет переменный характер, следовательно, приме-

нение классических регуляторов не является, целесообразным и не обеспечивает, требуемого качества управления.

По этой причине рассматривается разработка нейронного регулятора, осуществляющего автоматическую адаптацию параметров ПИ-регулятора мощности в процессе функционирования системы стабилизации мощности и усилия резания в условиях переменного момента инерции на валу шпинделя из-за влияния следующих факторов: разброса твердости, шероховатости металла, разброса припусков, непрерывно изменяющегося режущие свойства инструмента и т.п. Функциональная схема обучения ПИ- регулятора с самонастройкой представлена на рисунке 3.

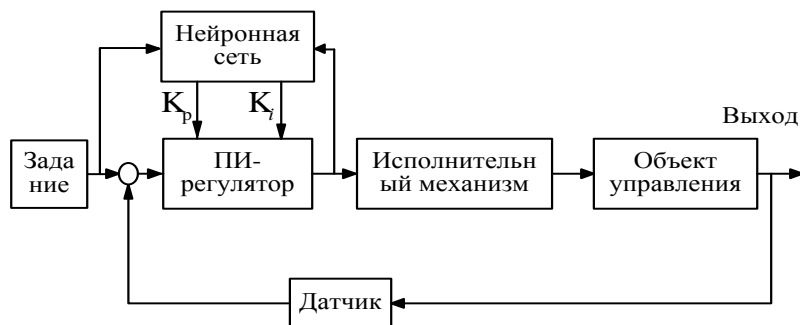


Рисунок 3– Схема управления с самонастройкой параметров ПИ-регулятора

Далее приводится алгоритм разработки и обучения НС, для настройки параметров ПИ-регулятора мощности.

Известно, что ПИ-регулятор с дискретным временем описывается следующими уравнениями:

$$u(t) = u(t-1) + K_p(e(t) - e(t-1)) + K_i e(t), \quad (1.3)$$

$$e(t) = r(t) - y(t),$$

где  $K_p$  и  $K_i$  – коэффициенты ПИ- регулятора, а  $r(t)$  заданная (желаемая) величина выходного сигнала объекта управления.

Чтобы вывести алгоритм самонастройки ПИ-регулятора, зададим функцию стоимости  $E$ , подлежащую минимизации, в виде

$$E = \frac{1}{2} e^2(t+1) \quad (1.4)$$

Используя трехслойную нейронную сеть, реализуем обучающее правило для поиска подходящих параметров значений параметров ПИ-регулятора. Таким образом, выходными сигналами выходного слоя будут величины  $K_p$  и  $K_i$  обозначенные через  $O(1)$  и  $O(2)$  соответственно. На основе алгоритма наискорейшего спуска получим для выходного слоя

$$\Delta w_{kj}(t+1) = -\eta \frac{\partial E}{\partial w_{kj}} + \alpha \Delta w_{kj}(t), \quad (1.5)$$

а для скрытого слоя

$$\Delta w_{ij}(t+1) = -\eta \frac{\partial E}{\partial w_{ij}} + \alpha \Delta w_{ij}(t), \quad (1.6)$$

Определим локальное значение градиента:

$$\delta_k = \frac{\partial E}{\partial net_k}, \quad (1.7)$$

где  $\partial net_k = \sum_j w_{kj} O_j + \theta_k$ ,

Обозначим выход  $k$  – го нейрона выходного слоя через  $O(k)$ . Тогда имеем

$$O(k) = f(net_k) \quad (1.8)$$

Однако значения параметров ПИ-регулятора не ограничены диапазоном от 0 до 1. Поэтому после выхода сети  $O(k)$  можно использовать некоторый коэффициент передачи  $c$ , такой, что

$$O(k) = cf(net_k), \quad c > 0 \quad (1.9)$$

Параметр  $c$  также можно определить путем обучения, увеличивая количество нейронов в скрытом слое. Для простоты положим  $c = 1$ . Используя цепное правило, получим

$$\frac{\partial E}{\partial w_{kj}} = \frac{\partial E}{\partial net_k} \frac{\partial net_k}{\partial w_{kj}} = \frac{\partial E}{\partial net_k} O_j \quad (1.10)$$

и

$$\delta_k = -\frac{\partial E}{\partial net_k} = \frac{\partial E}{\partial y(t+1)} \frac{\partial y(t+1)}{\partial u(t)} \frac{\partial u(t)}{\partial O(k)} \frac{\partial O(k)}{\partial net_k} \quad (1.11)$$

Однако

$$\frac{\partial E}{\partial y(t+1)} = \frac{\partial E}{\partial e(t+1)} \frac{\partial e(t+1)}{\partial y(t+1)} = -(r(t+1) - y(t+1)) = -e(t+1),$$

$$\frac{\partial u(t)}{\partial O(k)} = f(net_k) = O(k)(1 - O(k)),$$

$$\frac{\partial u(t)}{\partial O(k)} = \begin{cases} e(t) - e(t-1); & k = 1; \\ e(t); & k = 2; \end{cases} \quad (1.12)$$

Последнее соотношение получено из (1.12) с учетом того, что  $O(1) = K_p$ ,  $O(2) = K_i$ .

Таким образом, имеем

$$\Delta w_{kj}(t+1) = -\eta \delta_k O_j + \alpha \Delta w_{kj}(t), \quad (1.13)$$

где

$$\delta_k = e(t+1) \frac{\partial y(t+1)}{\partial u(t)} O(k)(1 - O(k)) \frac{\partial u(t)}{\partial O(k)} \quad (1.14)$$

Для скрытого слоя получим

$$\frac{\partial E}{\partial net_j} \sum_k \frac{\partial E}{\partial net_j} \frac{\partial net_k}{\partial O_j} \frac{\partial O_j}{\partial net_j} \frac{\partial net_k}{\partial w_{kj}} =$$

$$-\sum_k \delta_k w_{kj} f'(net_j) = -\sum_k \delta_k w_{kj} O_j (1 - O_j).$$

Таким образом, имеем

$$\Delta w_{ji}(t+1) = \eta \delta_j O_i + \alpha \Delta w_{ji}(t), \quad (1.15)$$

$$\delta_j = \frac{\partial E}{\partial net_j} = \sum_k \delta_k w_{kj} O_j (1 - O_j). \quad (1.16)$$

Обучение нейронной сети производилось на основе алгоритма Левенберга–Марквардта. Максимальное количество шагов обучения – 1000. Максимальное время обучения – inf. Целевое значение функции качества –  $10^{-5}$ . Минимальный градиент функции качества –  $10^{-1}$ . Максимальное количество ошибок при проверке – 5.

Функциональные характеристики использованных НС, в целом определяются видом используемых активационных функций. Исследование показало, что применение нейронных сетей с количеством слоев больше, чем три, использовать нецелесообразно. Также в результате проведенных исследований было доказано, что для решения поставленной задачи количество нейронов в слоях в разработанной НС, находится в пределах 5...12.

В результате проведенных исследований были установлены оптимальные параметры нейрорегулятора, а именно весовые матрицы  $W$  и векторы смещения,  $b$  приведенные в таблицах 3,4.

Весовые коэффициенты входного слоя

Таблица 3

Номер нейрона	$w_{i0}$	$w_{i1}$	$w_{i2}$	$w_{i3}$	$b_{i1}$
1	1.4379	4.5403	-2.5303	3.6026	4.1588
2	2.2400	3.1803	-3.0668	3.1803	-0.8803
3	-2.8113	3.8297	-3.4206	-4.3747	2.4906
4	-0.7017	-0.5397	4.3771	3.0416	3.3148
5	-3.2134	4.2512	1.8209	3.0019	4.4277

Весовые коэффициенты скрытого слоя

Таблица 4

Номер нейрона	$w_{i0}$	$w_{i1}$	$w_{i2}$	$w_{i3}$	$b_{i1}$
1	1.4379	4.5403	-2.5303	3.6026	4.1588
2	2.2400	3.1803	-3.0668	3.1803	-0.8803
3	-2.8113	3.8297	-3.4206	-4.3747	2.4906

В диссертации приводятся результаты сравнительного исследования эффективности ПИ-регулятора мощности с самонастройкой по сравнению с регулятором без самонастройки в решении задачи управления в условиях изменения параметров процесса резания. На рисунке 4, представлены графики переходных процессов мощности резания  $P_p$  Вт.

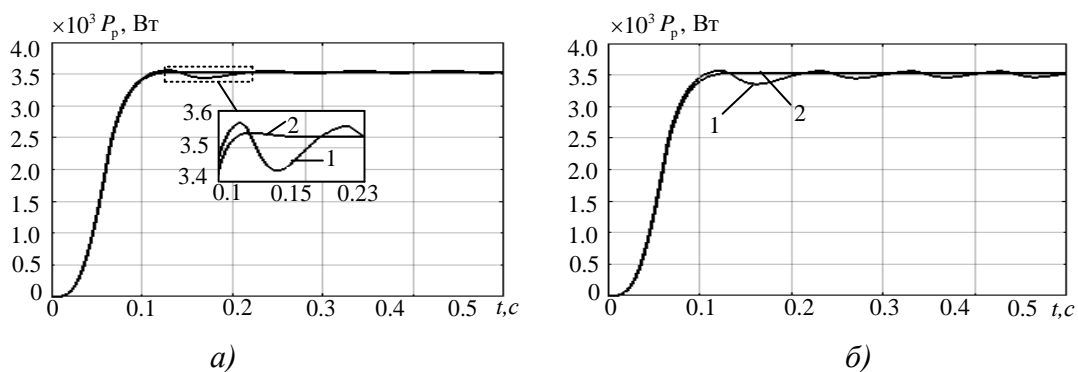


Рисунок 4—Переходные процессы мощности резания: а – при  $F_{pb} = 0$  Н; б – при  $F_{pb} = 300$  Н.

На рисунке 4 приняты следующие обозначения: 1– ПИ-регулятор мощности; 2– ПИ-регулятор мощности с самонастройкой с применением НС.

Результаты исследования показывают, что ПИ-регулятор мощности с самонастройкой на основе НС, обеспечивает высокие динамические характеристики системы управления при разных условиях обработки детали. Система управления поддерживает мощность резания на заданном уровне без ошибки при изменении возмущений в пределах  $F_{рв} = 0...300 \text{ Н}$ .

**В четвертой главе** рассматривается математическое описание двухмассовой электромеханической системы электропривода подачи токарного станка. Приводится синтез нейросетевого контроллера на основе модели нелинейной авторегрессии со скользящим средним (Nonlinear Autoregressive-Moving Average). Целью экспериментальных исследований является подтверждение преимущества применения нейросетевых методов управления по сравнению с традиционными методами.

Проектирование нейроконтроллера состоит из двух этапов: идентификация системы и проектирование системы управления.

Для идентификации управляемой системы используется приближенная модель нейроконтроллера реализующего управление в виде:

$$y(k+d) = N[y(k), y(k-1), \dots, y(k-n+1), u(k), u(k-1), \dots, u(k-n+1)], \quad (1.17)$$

где  $u(k)$  – вход,  $y(k)$  – выход,  $d$  – число тактов предсказания.

Если стоит задача проектирования следящей системы управления, обеспечивающей движение по заданной траектории, то

$$y(k+d) = y_r(k+d), \quad (1.18)$$

$$u(k) = G[y(k), y(k-1), \dots, y(k-n+1), y_r(k-d), u(k-1), \dots, u(k-n+1)]. \quad (1.19)$$

Для обучения нейронной сети (функции  $G$ ) и минимизации среднеквадратичной ошибки необходимо использовать динамический метод обратного распространения ошибки. Контроллер основан на приближенной модели:

$$\begin{aligned} \hat{y}(k+d) = & f[y(k), y(k-1), \dots, y(k-n+1), u(k-1), \dots, u(k-n+1)] + \\ & + g[y(k), y(k-1), \dots, y(k-n+1), u(k-1), \dots, u(k-n+1)]u(k) \end{aligned} \quad (1.20)$$

В этой модели следующий вход контроллера  $u(k)$  не содержит внутри нелинейности. Текущее управление можно непосредственно вычислить, если известна желаемая траектория  $y_r$ , предшествующие значения управления, и текущее значение выхода:

$$u(k) = \frac{y_r(k+d) - f[y(k), y(k-1), \dots, y(k-n+1), u(k-1), \dots, u(k-n+1)]}{g[y(k), y(k-1), \dots, y(k-n+1), u(k-1), \dots, u(k-n+1)]} \quad (1.21)$$

В данном случае сигнал управления  $u(k)$  зависит от текущего значения выхода  $y(k)$ , что затрудняет использование регулятора. Поэтому используется следующая модель

$$\begin{aligned} y(k+d) = & f[y(k), y(k-1), \dots, y(k-n+1), u(k), u(k-1), \dots, u(k-n+1)] + \\ & + g[y(k), y(k-1), \dots, y(k-n+1), u(k), u(k-1), \dots, u(k-n+1)]u(k+1) \end{aligned} \quad (1.22)$$

Используя модель разработанного нейроконтроллера можно получить следующее описание его работы

$$u(k+1) = \frac{y_r(k+d) - f(y(k), y(k-1), \dots, y(k-n+1), u(k-1), \dots, u(k-n+1))}{g(y(k), \dots, y(k-n+1), u(k-1), \dots, u(k-n+1))} \quad (1.23)$$

где  $d \geq 2$ . Таким образом, разработанный нейроконтроллер можно представить в виде, показанном на рисунке 5.

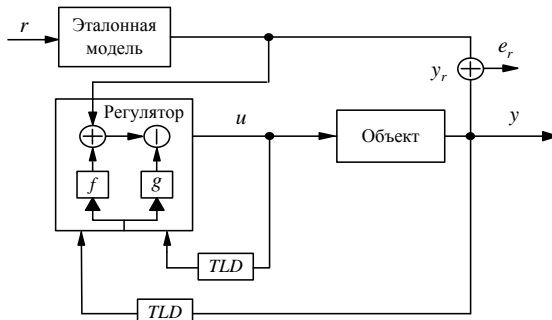


Рисунок 5—Структурная схема нейроконтроллера

На рисунке 6, представлена функциональная схема исследуемого объекта управления, которая состоит из: блока управляемого объекта Subsystem, блока нейрорегулятора, блока генерации эталонного случайного сигнала Random Reference и блока построения графика. Разработана модель двухмассовой системы электропривода подачи с упругими связями, представленная на рисунке 7.

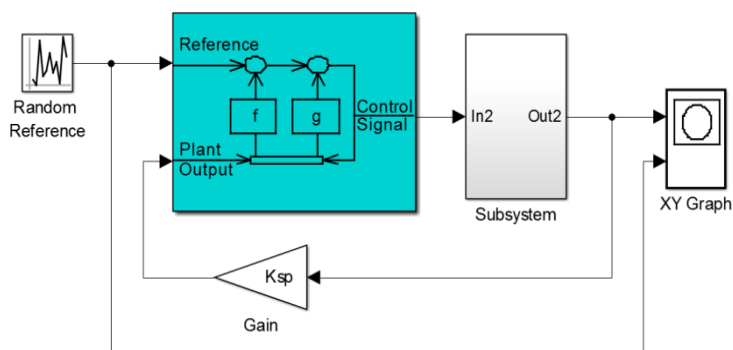


Рисунок 6—Функциональная схема системы управления с нейроконтроллером

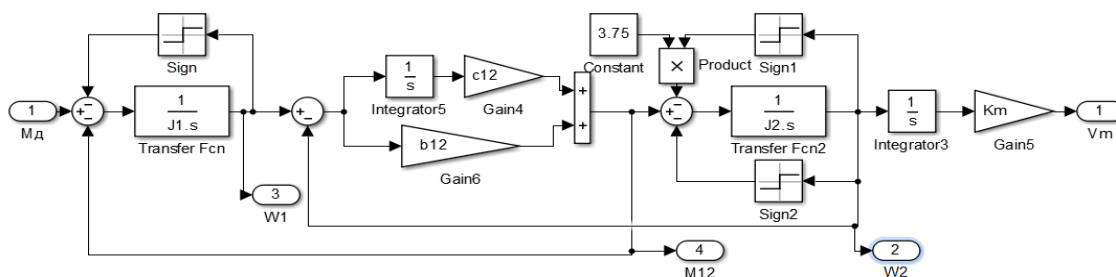


Рисунок 7—Двухмассовая система управления электроприводом подачи с упругими связями

Успешное обучение нейросетевого регулятора в значительной степени зависит от количества используемых нейронов в скрытых слоях  $N_n$ , длины обучающей выборки  $N_B$  и тактики дискретности  $\Delta t$  в секундах.

В результате синтеза нейросетевого регулятора было установлено, что для решения поставленной задачи количество нейронов находится в пределах  $N_n = 8...10$ . Оптимальные значения дискретности  $\Delta t$  установлено в пределах  $\Delta t = 0.1...0.25$ . Оптимальные значения в решаемой задаче находятся в пределах  $N_B = 1000...2500$ .

В результате проведенных исследований были установлены оптимальные параметры, которые соответствуют вариантам *a-g* приведенные в таблице 5.

Таблица 5

Параметры нейрорегулятора	Обозначение	Варианты			
		<i>a</i>	<i>б</i>	<i>в</i>	<i>г</i>
Size of Hidden Layer	$N_n$	9	10	6	8
Sampling Interval	$\Delta t, c$	0.15	0.1	0.2	0.25
No.Delayed Plant Inputs	$N_i$	2	2	2	2
No.Delayed Plant Outputs	$N_j$	2	2	2	2
Training samples	$N_B$	1500	2500	2000	1000
Maximum Plant Input	$\varphi_{\max}$	1	1	1	1
Minimum Plant Input	$\varphi_{\min}$	-1	-1	-1	-1
Maximum Plant Output	$\beta_{\max}$	inf	inf	inf	inf
Minimum Plant Output	$\beta_{\min}$	-inf	-inf	-inf	-inf
Maximum Interval Value	$t_{\max}, c$	1	1	1	1
Minimum Interval Value	$t_{\min}, c$	0.1	0.1	0.1	0.1
Training Epochs	-	200	200	200	200

В таблице 6, представлен сравнительный анализ показателей качества обучения нейросетевого регулятора при различных алгоритмах обучения: *a*– алгоритм М.Ф. Моллера (Trainscg); *б*– алгоритм Левенберга–Марквардта (Trainlm); *в*– алгоритм Полка-Рибера (Traincgp); *г*– алгоритм градиентного спуска (Traingdm). Исследование показало, что алгоритм Левенберга–Марквардта является самым эффективным алгоритмом для обучения нейросетевого регулятора.

Таблица 6

Параметры качество обучения нейрорегулятора	Варианты			
	<i>a</i>	<i>б</i>	<i>в</i>	<i>г</i>
Градиент	2.64	1.86	32	23.3
Циклы обучения	187	198	158	80
Средняя ошибка обучения	$2.849 \cdot 10^{-3}$	$3.598 \cdot 10^{-9}$	$6.1 \cdot 10^{-2}$	$1.1 \cdot 10^{-2}$
Точность обучения	$2.38 \cdot 10^{-3}$	$1.51 \cdot 10^{-6}$	$2.8 \cdot 10^{-2}$	$3.74 \cdot 10^{-2}$
Время обучения	80 с	94 с	72 с	56 с
Алгоритм обучения	trainscg	trainlm	traincgp	traingdm

На рисунке 8, представлены переходные процессы по скорости линейного движения  $v_m, \text{мм/с}$  суппорта токарного станка, которые соответствуют вариантам *а-г* таблиц 5. Как видно из приведенных переходных процессов скорости линейного перемещения суппорта, вариант представленный на рисунке 8,б имеет высокую динамическую характеристику.

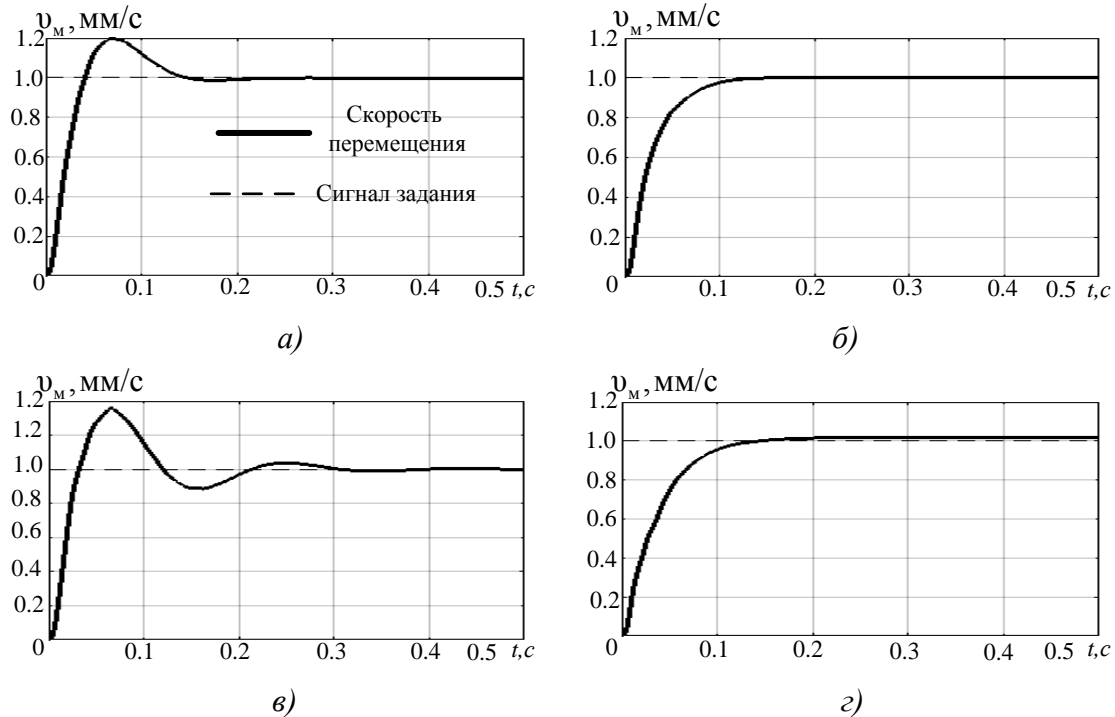


Рисунок 8–Переходные процессы по скорости линейного перемещения электропривода подачи токарного станка

Результаты исследования показали, что для обеспечения хороших динамических характеристик и повышения точности перемещения суппорта с заданной траекторией, а также компенсации упругих колебаний можно использовать нейроконтроллер на основе модели авторегрессии со скользящим средним.

## ЗАКЛЮЧЕНИЕ ПО ДИССЕРТАЦИОННОЙ РАБОТЕ

В диссертационной работе решена актуальная научно-техническая задача повышения эффективности работы электроприводов подачи и главного движения металлообрабатывающих станков, использующих искусственные нейронные сети.

В результате выполнения диссертационной работы, были поставлены и решены следующие задачи:

1. Проведен синтез нейросетевого управления электроприводами металлорежущими станками для обеспечения высокой статической и динамической точности при воспроизведении контурно-позиционных перемещений рабочих органов станка. Рассмотрена процедура идентификации, позволяющая построить нейронную сеть, которая моделирует управляемый объект.

2. Разработана модель системы управления электроприводом подачи токарного станка с использованием нейроконтроллера с предсказанием NN Predictive Control в среде Matlab Simulink. Выполнен синтез нескольких вариантов нейроконтроллера с предсказанием с разными значе-



ниями для установления его оптимальных параметров. Определены параметры нейроконтроллера с предсказанием существенно влияющие на качества прогнозирования.

3. Разработана нейронная сеть в среде Matlab Simulink, имитирующую работу ПИ-регулятора мощности резания позволяющая стабилизировать мощность резания во время обработки деталей путём обучения параметров процесса резания. Показано, что применение нейрорегуляторов позволяет улучшить качество показателей системы стабилизации мощности и усилия резания токарного станка при случайных возмущающих воздействиях.

4. Приведены экспериментальные исследования электромеханической системы привода подачи токарного станка моделью с применением нейроконтроллера на основе модели авторегрессии со скользящим средним.

5. Разработана модель нейронной сети с прямой передачей сигнала нейрорегулятора NARMA-L2 Controller, которая имеет 6 слоёв с 10 нейронами в первом и третьем слоях и 1 нейронном во втором, четвёртом, пятом и шестом слоях.

6. Приведены сравнительные исследования нескольких алгоритмов для обучения нейрорегулятора NARMA-L2 Controller: как Моллера (Trainscg), Левенберга–Марквардта (Trainlm), Полка-Рибера (Traincgp), градиентного спуска (Traingdm). Установлено, что какие параметры нейрорегулятора NARMA-L2 существенно влияют на качество регулирования и определены значения параметров, которые обеспечивают заданные показатели качества функционирования системы.

#### **Основные положения диссертации опубликованы в следующих работах**

##### **Статьи в изданиях, входящих в перечень ВАК:**

1. Белов М.П., Носиров И.С., Фьюнг Ч.Х. Исследование системы управления электроприводом подачи токарного станка с применением метода обобщенного нейроуправления с прогнозированием. // Известия СПбГЭТУ "ЛЭТИ". СПб.: 2017. – Вып. №4, С.45-53.

2. Белов М.П., Носиров И.С., Белов А.М. Синтез нейросетевого регулятора двухмассовой электромеханической системы привода подачи токарного станка. // Известия СПбГЭТУ "ЛЭТИ". СПб.: 2018. – Вып. № 8, С. 70-76.

3. Белов М.П., Носиров И.С., Белов А.М. Исследование системы стабилизации мощности и усилия резания токарного станка с использованием нейронных сетей // Известия СПбГЭТУ "ЛЭТИ". СПб.: 2019. – Вып. №4, С.77-84.

##### **Статьи в изданиях, индексируемых в информационной системе Scopus:**

4. I. M. Kirpikhnikova ; I. V. Makhsumov ; I.S. Nosirov. Electric Servo Drive Control System of Milling Machine with Neural Network. // 2018 International Ural Conference on Green Energy (UralCon) .pp. 223-226.

##### **Статьи в сборниках трудов научно-технических конференций:**

5. Белов М.П., Носиров И.С. Оптимизация системы управления главными приводами фрезерного станка с использованием нейронных сетей. // Международная научная «Наука и образование технология успеха », посвященная 130- летию университета СПбГЭТУ "ЛЭТИ". С.142-147.

6. Самахвалов Д.В., Носиров И.С. Нейросетевое управление приводом подачи металлорежущих станков. // XX Международная конференция по мягким вычислениям и измерениям (SCM'2017) СПбГЭТУ "ЛЭТИ". С.549-552.

7. Носиров И.С., А. М. Белов. Разработка нейросетевой системы управления для электропривода подачи токарного станка. // XXI Международная конференция по мягким вычислениям и измерениям (SCM'2018) СПбГЭТУ "ЛЭТИ". С.445-448.

8. Белов М.П., Носиров И.С. Исследование системы управления электроприводом механизма подачи металлорежущего станка. Республиканской научно-практической конференции «Развитие стабильной энергетики в годы независимости» ИЭТ. С. 219-226

**Свидетельства о государственной регистрации программ для ЭВМ:**

9. Белов М. П., Носиров И. С. Программа разработки нейросетевой системы управления для электропривода подачи токарного станка.//Свидетельство об официальной регистрации программы для ЭВМ № 2018665047, дата публикации: 29.11.2018.

Личный вклад автора в работах, выполненных в соавторстве, заключается в следующем:

[1, 2, 3]-разработка программного обеспечения и компьютерных моделей, проведение вычислительных экспериментов, общий анализ;

[4, 5, 6]-проектирование технических решений, обработка результатов;

[7, 8, 9]-разработка основных теоретических положений, выполнение расчетов.

---

Подписано в печать 24. 04. 2019. Формат 60×84 1/16.

Бумага офсетная. Печать цифровая. Печ. л. 1,0.

Тираж 100 экз. Заказ 1.

---

Отпечатано с готового оригинал-макета в  
типографии Издательства СПбГЭТУ «ЛЭТИ»  
197376, С.-Петербург, ул. Проф. Попова, 5