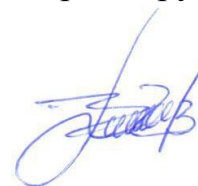


На правах рукописи



Носиров Исмоил Сафарович

**ПОСТРОЕНИЕ АВТОМАТИЗИРОВАННЫХ ЭЛЕКТРОПРИВОДНЫХ
СИСТЕМ 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.

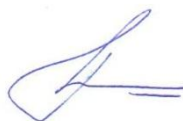
Защита состоится «25» декабря 2019 года в 13:30 часов на заседании диссертационного совета Д 212.238.05 на базе Санкт-Петербургского государственного электротехнического университета «ЛЭТИ» им. В.И. Ульянова (Ленина) (СПбГЭТУ «ЛЭТИ») по адресу: 197376, Санкт-Петербург, улица Профессора Попова, д. 5.

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 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 «24» октября 2019 года.

Ученый секретарь
диссертационного совета Д 212.238.05
кандидат технических наук, доцент



А. Д. Стоцкая

ОБЩАЯ ХАРАКТЕРИСТИКА ДИССЕРТАЦИОННОЙ РАБОТЫ

Актуальность темы диссертации. Одной из наиболее распространённых задач в машиностроении является повышение качества и точности обработки деталей металлорежущими станками (МСТ). Процесс обработки деталей на МСТ 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 шарико-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 траекторией.

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 МСТ 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: вызывают увеличение динамических нагрузок на элементы станка, снижают быстродействие и точность обработки детали, появляются незатухающие вибрации, резонансные явления и т.п. Поэтому, чтобы обеспечить требуемое качество обработки детали, учитывая кинематику приводов подачи, необходимо решить задачу компенсации упругих колебаний.

Улучшение динамических характеристик приводов подачи и главного движения МСТ является одной из наиболее актуальных научно-технических задач. Значительный вклад в исследование вопросов повышения динамических характеристик и точности обработки деталей на МСТ 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 и др.

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

Известно, что в настоящее время большинство существующих систем автоматизированного управления электроприводами МСТ 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: высокое стартовое перерегулирование, малая 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 по-

мехами 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 носит существенный 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 (НС), генетических алгоритмов (ГА), нечеткой логики и т.д.) для систем управления (СУ) электроприводами электромеханических систем, как за рубежом, так и в России. В то же время следует отметить, что в СУ электроприводами металлорежущих станков, использование технологий искусственной нейронной сети (ИНС) 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 СУ 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, а также математических моделей системы управления электроприводами.

Для достижения поставленной цели в диссертации решались следующие задачи:

1. Проводился анализ современного состояния проблемы повышения эффективности СУ электроприводами металлорежущих станков.
2. Проводился анализ кинематических схем металлорежущих станков и упругих деформаций в них с целью определения влияния их на точность обработки деталей при механической обработке, а также возможностей уменьшения этого влияния за счет использования современных СУ электроприводами.
3. Проводился анализ причин возникновения вибраций при механической обработке и методы их устранения.
4. Проводился анализ способов повышения эффективности обработки резанием с целью построения энергоэффективной системы управления электроприводами металлорежущего станка.
5. Разрабатывалась методика для определения оптимальных параметров нейронных контроллеров СУ электроприводами.
6. Проводился синтез нейросетевых контроллеров для стабилизации скорости линейного движения суппорта и компенсации колебаний, возникающих в упругих элементах приводов подачи МСТ.
8. Разрабатывался метод и алгоритм интеллектуального управления для системы стабилизации мощности и усилия резания металлорежущего станка с учетом различных типов возмущений, действующих на объект управления.

9. Проводился анализ построения системы автоматической оптимизации параметров резания на металлорежущих станках с учетом энергоэффективности.

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.

Научная новизна результатов диссертационной работы заключается в решении проблемы повышения эффективности работы СУ электроприводами металлорежущих станков, работающих в условиях 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 колебаний, возникающих в упругих элементах приводов подачи металлорежущего станка, что позволяет упростить реализацию 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.

4. Разработана система и алгоритм автоматической оптимизации процесса резания на металлорежущих станках, одновременно учитывающая: усилия и температуру резания, характеристики детали и инструмента, комплекс энергий, затрачиваемых на процесс резания, режущих кромок инструмента, изменение кинетической энергии движущихся элементов МП, на деформацию элементов МП и др.

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 и алгоритм автоматической оптимизации процесса резания на металлорежущих станках позволяющая разрабатывать энергоэффективные СУ электроприводами металлорежущих станков.

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

4. Разработаны модели и программное обеспечение для определения динамических характеристик электроприводов с применением методов интеллектуального управления. Разработанные модели могут быть использованы в системах управления электроприводами металлорежущего станка, позволяющие повысить точность обработки деталей.

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.
4. Система и алгоритм автоматической оптимизации процесса резания на металлорежущих станках, одновременно учитывающая: усилия и температуру резания, характеристики детали и инструмента, комплекс энергий, затрачиваемых на процесс резания, режущих кромках инструмента, изменение кинетической энергии движущихся элементов МП, на деформацию элементов МП и др.

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 (Ural Con); 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 статья, входящая в систему цитирования Scopus, 1 свидетельство на программу для ЭВМ, 4 работы в материалах научно-технических конференций.

Структура и объём работы. Диссертация состоит из введения, четырёх глав, заключения, списка литературы из 85 наименований и 1 приложения. Общий объём диссертации 138 страниц, включая 68 рисунков и 14 таблиц.

ОСНОВНОЕ СОДЕРЖАНИЕ РАБОТЫ

Во введении обоснованы актуальность темы работы, научная новизна и практическая значимость результатов, сформулированы цели и задачи исследования диссертационной работы, выносимые на защиту, а также приведена структура диссертационной работы.

В первой главе приводится сравнение особенностей асинхронных, синхронных и серводвигателей, применяемых в МСТ и обзор современных СУ асинхронными электроприводами. Приводится анализ развития встроенных и внешних шпинделей. Сформулированы требования к современным электроприводам подачи и главного движения. Приводится анализ состояния вопросов повышения эффективности МСТ при обработке деталей путем улучшения динамических характеристик электроприводов подач с ШВП и выбора параметров электроприводов подачи и главного движения. Проведен анализ основных возмущающих воздействий в СУ электроприводами (вибрации, упругие деформации и др.). Произведен расчет частот упругих колебаний механических подсистем (МП) приводов линейных движений металлорежущих станков, резуль-

таты которых будут использованы при синтезе системы управления приводами подачи. Приводится математическое описание различных вариантов приводов подачи линейных движений с упругими связями, структурная схема одного из вариантов, представлена на рисунке 1.

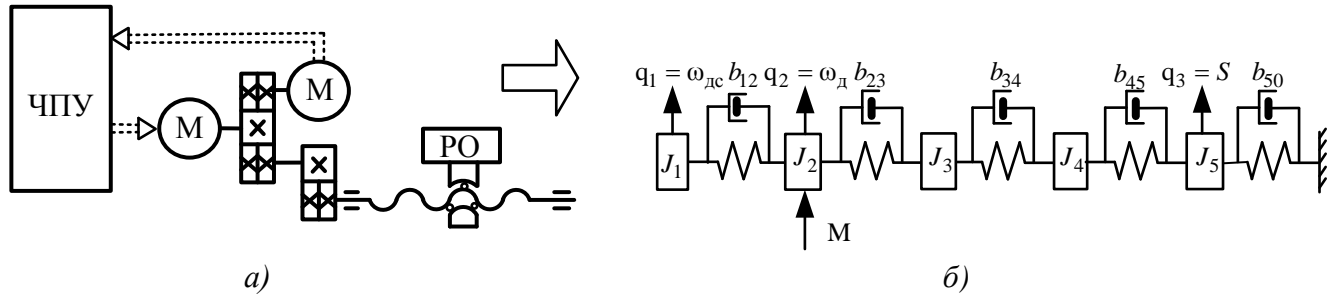


Рисунок 1: а) кинематическая схема привода подачи линейного движения; б) механическая подсистема привода подачи.

Исходя из структурной схемы МП, приведённой на рисунке 1б, были составлено математическое описание МП привода подачи с упругими связями, на основе уравнения Лагранжа второго рода.

В результате решения системы уравнений были рассчитаны частоты собственных колебаний: $\omega_1 = 84,57$, $\omega_2 = 59,73$, $\omega_3 = 45,73$, $\omega_4 = 41,77$, $\omega_5 = 36,2$. В связи с этим частота среза системы управления будет равной $\omega_{\text{ср}} \approx 0,1\omega_{\text{мин.упр.кол}}$, т. е. $\omega_{\text{ср}} \approx 0,1 \times 36,191 \approx 3,62$, [Гц].

Результаты проведенных исследований позволили наглядно отразить влияние различных возмущающих воздействий на работу СУ электроприводом при обработке детали.

Во второй главе рассматривается математическое описание следящей СУ электроприводом подачи с упругими связями. Синтез нейроконтроллера с предсказанием (Neural Network Predictive Control) и нейроконтроллера на основе модели нелинейной авторегрессии со скользящим средним (Nonlinear Autoregressive-Moving Average).

Математическое описание следящей СУ электропривода подачи с упругими связями имеет вид

$$\begin{cases}
 \dot{\omega}_1 = \frac{1}{J_1}[M_d - M_{12} - M_n]; \quad \dot{\omega}_2 = \frac{1}{J_2}[M_{12} - M_c]; \\
 \dot{M}_{12} = c_{12}(\omega_1 - \omega_2); \quad \dot{\psi} = \frac{1}{T_2}[L_m i_{1\alpha} - \psi_2]; \\
 \dot{i}_{1\alpha} = \frac{1}{\sigma R_1 T_1}[u_{1\alpha} - R_1 i_{1\alpha} + \omega_{0\text{эл}} \sigma R_1 T_1 i_{1\beta} - \frac{L_m}{L_2} \dot{\psi}_2]; \\
 \dot{i}_{1\beta} = \frac{1}{\sigma R_1 T_1}[u_{1\beta} - R_1 i_{1\beta} + \omega_{0\text{эл}} \sigma R_1 T_1 i_{1\alpha} - \frac{L_m}{L_2} \omega_{0\text{эл}} \psi_2]; \\
 M_d = \frac{3}{2} z_p \frac{L_m}{L_2} \psi_2 i_{1\beta}; \quad \dot{\theta}_c = \omega_{0\text{эл}} = z_p \omega - \omega_p; \quad \omega_p = \frac{L_m}{L_2} R_2 \frac{i_{1\beta}}{\psi_2}; \\
 u_{1\alpha} = k_{\text{п}} W_{\text{пт}\alpha}(p)[u_{\text{пт}} - k_{\text{т}} i_{1\alpha}]; \quad u_{\text{пт}} = W_{\text{пт}}(p)[\psi_{2\text{зад}} - k_{\text{пт}} \psi_2]; \\
 u_{1\beta} = k_{\text{п}} W_{\text{пт}\beta}(p)[u_{\text{пс}} - k_{\text{т}} i_{1\beta}]; \quad u_{\text{пс}} = W_{\text{пс}}(p)[u_{\text{пн}} - k_{\text{с}} \omega]; \\
 u_{\text{пн}} = W_{\text{пн}}(p)[v_{\text{зад}} - k_{\text{дп}} v_{\text{м}}];
 \end{cases} \quad (1.1)$$

где J_1 – момент инерции асинхронного двигателя; J_2 – суммарный момент инерции ходового винта и момента инерции поступательно движущихся частей (стола и массы обрабатываемой детали) привода подачи; ω_1, ω_2 – угловые скорости первой и второй масс; M_d – момент двигателя; M_{12} – момент упругой связи; M_c – статический момент на валу двигателя; c_{12} – коэффициент жёсткости; Ψ_2 – проекция пространственного вектора потокосцепления ротора на ось α вращающейся системы координат $\alpha-\beta$; ω_p – частота роторной ЭДС; z_p – число пар полюсов обмотки статора; ω – 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; σ – 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; $k_t, k_{пт}, k_c, k_p$ – постоянные коэффициенты передачи датчиков обратных связей по току, потокосцеплению, скорости и положению соответственно; $k_2 = L_m / L_2$ – коэффициент; $u_{1\alpha}, u_{1\beta}, u_{пт}, u_c, u_p$ – выходные напряжения с регуляторов: тока РТ, потокосцепления РПт, 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 для вычисления оптимального управляющего сигнала использует численную оптимизацию по следующему критерию качества:

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

где N_1, N_2 – пределы предсказания, соответственно нижний и верхний; N_u – диапазон управления; y_r – прогнозируемый результат от НС; y_m – истинная реакция модели управляемого процесса; u' – управляемый вход; λ – весовой множитель. Нейроконтроллер с предсказанием состоит из следующих элементов: управляемого объекта (модели объекта), нейронной сети (НС) и блока оптимизации, который показан на рисунке 2.

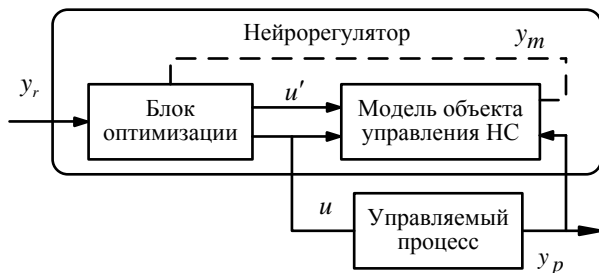


Рисунок 2 – Структурная схема нейрорегулятора с предсказанием

В результате проведенных исследований было доказано, что величины N_u и λ 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 влияет существенно 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.

Проектирование нейроконтроллера на основе модели нелинейной авторегрессии со скользящим средним состоит из двух этапов: идентификация системы и проектирование СУ.

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

$$y(k+d) = N[y(k), y(k-1), \dots, y(k-n+1), u(k), u(k-1), \dots, u(k-n+1)], \quad (1.3)$$

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

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

$$y(k+d) = y_r(k+d), \quad (1.4)$$

$$u(k) = G[y(k), y(k-1), \dots, y(k-n+1), y_r(k-d), u(k-1), \dots, u(k-n+1)]. \quad (1.5)$$

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

$$\begin{aligned} \hat{y}(k+d) = & f[y(k), y(k-1), \dots, y(k-n+1), u(k-1), \dots, u(k-n+1)] + \\ & + g[y(k), y(k-1), \dots, y(k-n+1), u(k-1), \dots, u(k-n+1)]u(k) \end{aligned} \quad (1.6)$$

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:

$$u(k) = \frac{y_r(k+d) - f[y(k), y(k-1), \dots, y(k-n+1), u(k-1), \dots, u(k-n+1)]}{g[y(k), y(k-1), \dots, y(k-n+1), u(k-1), \dots, u(k-n+1)]} \quad (1.7)$$

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

$$\begin{aligned} y(k+d) = & f[y(k), y(k-1), \dots, y(k-n+1), u(k), u(k-1), \dots, u(k-n+1)] + \\ & + g[y(k), y(k-1), \dots, y(k-n+1), u(k), u(k-1), \dots, u(k-n+1)]u(k+1) \end{aligned} \quad (1.8)$$

Используя модель разработанного нейроконтроллера можно получить следующее описание его работы

$$u(k+1) = \frac{y_r(k+d) - f(y(k), y(k-1), \dots, y(k-n+1), u(k-1), \dots, u(k-n+1))}{g(y(k), \dots, y(k-n+1), u(k-1), \dots, u(k-n+1))} \quad (1.9)$$

где $d \geq 2$. Таким образом, разработанный нейроконтроллер можно представить в виде, показанном на рисунке 3.

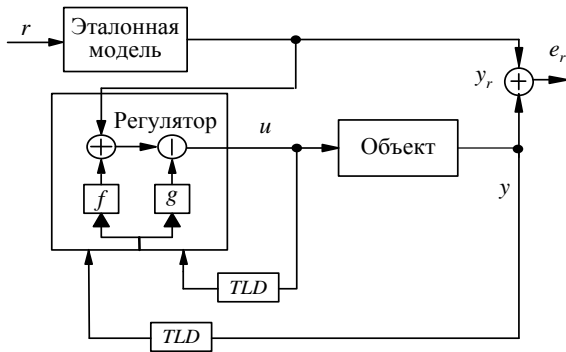


Рисунок 3– Структурная схема нейроконтроллера

Исследование показало, что алгоритм Левенберга–Марквардта является самым эффективным алгоритмом для обучения нейросетевого регулятора.

В результате проведенных исследований были установлены оптимальные параметры нейроконтроллера, которые соответствуют вариантам a - z (таблица 1), при различных алгоритмах обучения: a – алгоритм М.Ф. Моллера (trainscg); b – алгоритм Левенберга–Марквардта (trainlm); c – алгоритм Полка-Рибера (traincgp); z – алгоритм градиентного спуска (traingdm).

Таблица 1

Параметры нейроконтроллера	Обозначение	Варианты			
		a	b	c	z
Size of Hidden Layer	N_n	3	5	6	8
Sampling Interval	Δt	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

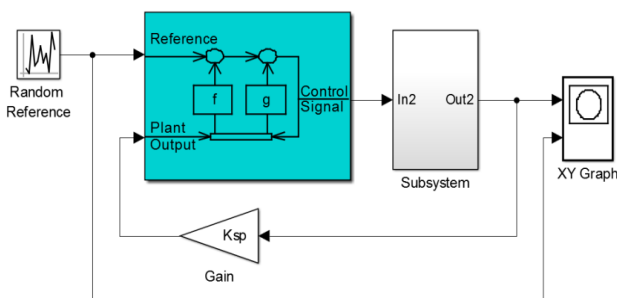


Рисунок 4– Функциональная схема системы управления с нейроконтроллером

На рисунке 4, представлена функциональная схема исследуемого объекта управления, которая состоит из: блока управляемого объекта Subsystem, блока нейроконтроллера, блока генерации эталонного случайного сигнала Random Reference и блока построения графика. В результате синтеза нейроконтроллера было установлено, что для решения поставленной задачи количество нейронов находится в пределах $N_n = 8...10$.

Успешное обучение нейроконтроллер в значительной степени зависит от количества используемых нейронов в скрытых слоях N_n , длины обучающей выборки N_B и тактики дискретности Δt в секундах. Оптимальные значения дискретности Δt находятся в пределах $\Delta t = 0,1...0,25$, а $N_B = 1000...2500$. На рисунке 5, представлены переходные процессы по скорости линейного движения v_m , мм/с суппорта токарного станка, которые соответствуют вариан-

там *a-g* (таблица 1). Как видно из приведенных переходных процессов скорости линейного перемещения суппорта, вариант представленный на рисунке 5,в имеет высокую динамическую характеристику.

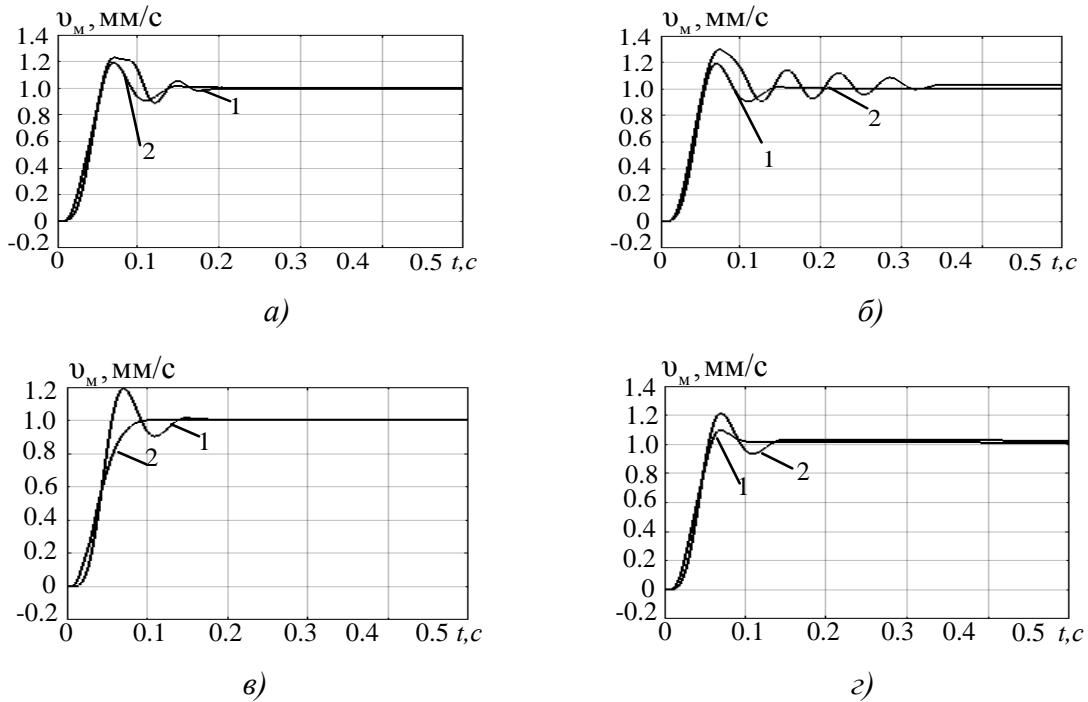


Рисунок 5– Переходные процессы по скорости линейного перемещения электропривода подачи токарного станка

На рисунке 5 приняты следующие обозначения: 1– П-регулятор положения; 2– нейроконтроллер. В таблице 2 представлены параметры прямых показателей качества, полученных по переходным процессам синтезируемого нейроконтроллера с предсказанием на основе алгоритма Левенберга–Марквардта. В результате исследования было доказано, что алгоритм Левенберга–Марквардта является самым эффективным алгоритмом для обучения нейроконтроллера с предсказанием.

Таблица 2

Виды регуляторов	Параметры показатели качества			
	$t_{\text{рег}}$, время регулирования	$t_{\text{нар}}$, время нарастания	$\sigma_{\text{пер}}$, перерегулирование	$\delta_{\text{ско}}$, СКО
П-регулятор положения	0,152с	0,312с	7,12%	0,132%
Нейро-контроллер	0,101с	0,091с	0,06%	0,07%

Из представленных переходных процессов и данных в таблице 2 можно заключить о том, что нейроконтроллер с предсказанием обеспечивает лучшее качество переходного процесса по сравнению с традиционным П-регулятором положения.

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. Произведен синтез контуров регулирования системы стабилизации мощности и усилия резания МСТ.

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, применение 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 режущего свойства инструмента и т.п. Функциональная схема обучения ПИ-регулятора с самонастройкой представлена на рисунке 6.

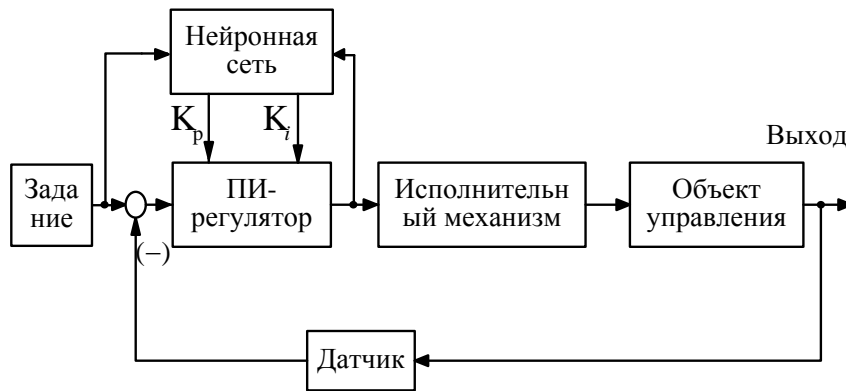


Рисунок 6– Схема управления с самонастройкой параметров ПИ-регулятора

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

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

$$u(t) = u(t-1) + K_p (e(t) - e(t-1)) + K_i e(t), \quad (1.10)$$

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

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

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

$$E = \frac{1}{2} e^2(t+1) \quad (1.11)$$

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

$$\Delta w_{kj}(t+1) = -\eta \frac{\partial E}{\partial w_{kj}} + \alpha \Delta w_{kj}(t), \quad (1.12)$$

для скрытого слоя

$$\Delta w_{ij}(t+1) = -\eta \frac{\partial E}{\partial w_{ji}} + \alpha \Delta w_{ji}(t), \quad (1.13)$$

Определим локальное значение градиента:

$$\delta_k = \frac{\partial E}{\partial net_k}, \quad (1.14)$$

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

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

$$O(k) = f(net_k) \quad (1.15)$$

Однако значения параметров ПИ- регулятора не ограничены диапазоном от 0 до 1, поэтому для настройки слоя $O(k)$ можно использовать коэффициент передачи c , такой, что

$$O(k) = cf(net_k), \quad c > 0 \quad (1.16)$$

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

$$\frac{\partial E}{\partial w_{kj}} = \frac{\partial E}{\partial net_k} \frac{\partial net_k}{\partial w_{kj}} = \frac{\partial E}{\partial net_k} O_j \quad (1.17)$$

и

$$\delta_k = -\frac{\partial E}{\partial net_k} = -\frac{\partial E}{\partial y(t+1)} \frac{\partial y(t+1)}{\partial u(t)} \frac{\partial u(t)}{\partial O(k)} \frac{\partial O(k)}{\partial net_k} \quad (1.18)$$

Однако

$$\begin{aligned} \frac{\partial E}{\partial y(t+1)} &= \frac{\partial E}{\partial e(t+1)} \frac{\partial e(t+1)}{\partial y(t+1)} = -(r(t+1) - y(t+1)) = -e(t+1), \\ \frac{\partial u(t)}{\partial O(k)} &= f'(net_k) = O(k)(1 - O(k)), \\ \frac{\partial u(t)}{\partial O(k)} &= \begin{cases} e(t) - e(t-1); & k = 1; \\ e(t); & k = 2; \end{cases} \end{aligned} \quad (1.19)$$

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

Таким образом, имеем

$$\Delta w_{kj}(t+1) = -\eta \delta_k O_j + \alpha \Delta w_{kj}(t), \quad (1.20)$$

где

$$\delta_k = e(t+1) \frac{\partial y(t+1)}{\partial u(t)} O(k)(1 - O(k)) \frac{\partial u(t)}{\partial O(k)} \quad (1.21)$$

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

$$\Delta w_{ji}(t+1) = \eta \delta_j O_i + \alpha \Delta w_{ji}(t), \quad (1.22)$$

$$\delta_j = \frac{\partial E}{\partial net_j} = \sum_k \delta_k w_{kj} O_j (1 - O_j). \quad (1.23)$$

Проведенное исследование позволяет использовать предложенный подход к созданию ПИ-нейроконтроллера в задачах по совершенствованию системы стабилизации мощности и скорости резания.

В диссертации разработаны система и алгоритм автоматической оптимизации процесса резания на металлорежущих станках с учетом энергоэффективности. Структурная схема системы автоматической оптимизации показана на рисунке 7.

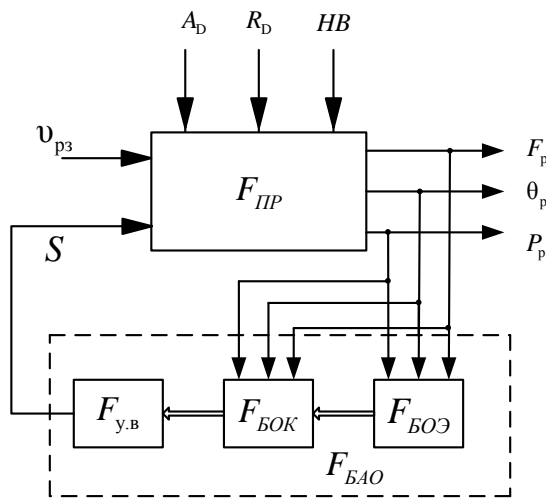


Рисунок 7 – Система автоматической оптимизации

Системой автоматической оптимизации решаются две основные задачи:

1) для заданной производительности обеспечить минимальное электропотребление и стабилизации мощности P_p , усилия F_p и температуры θ_p резания при произвольном варьировании параметров, характеризующих процесс резания. Этими параметрами являются: HB – свойства (твердости) материала детали, A_D, R_D – соответственно, осевая и радиальная глубины резания;

2) обеспечить максимальную производительность, качественную и низкую стоимость обработки деталей при заданном ограничении мощности электропотребления и минимальных затратах при произвольном варьировании параметров, обозначенных в задаче 1.

Она использует поисковые методы и решает выше поставленные задачи оптимизации с помощью блока автоматической оптимизации (БАО). Блок оптимизации реализуется на технологическом контроллере (ТК) и состоит из трех модулей: оценки составляющих баланса энергии электроприводов МСТ (БОЭ) (оператор $F_{БОЭ}$), функционала качества (БОК) (оператор $F_{БОК}$), управляющего воздействия (оператор $F_{у.в}$), для реализации режима автоматической оптимизации.

Алгоритмы автоматической оптимизации. Для оптимизации процесса резания необходимо иметь информацию о следующих переменных: $v_p(t)$, $P_p(t)$, $F_p(t)$, $(\theta)_p$ – скорости, мощности, усилия и температуры резания. Исходные значения параметров, входящих в вектор: HB – свойства (твердости) материала детали, A_D, R_D – соответственно, осевая и радиальная глубины резания. Переменные алгоритма оптимизации связаны оператором $F_{ПР}$ представляющим математическое описание технологического процесса резания. Такими переменными являются: моменты двигателей шпинделя и приводов подачи в режиме холостого хода, процесс резания. Алгоритм работы систе-

мы автоматической оптимизации энергопотребления электроприводами МСТ показан на рисунке 8. Алгоритм оптимизации реализует первую задачу оптимизации.

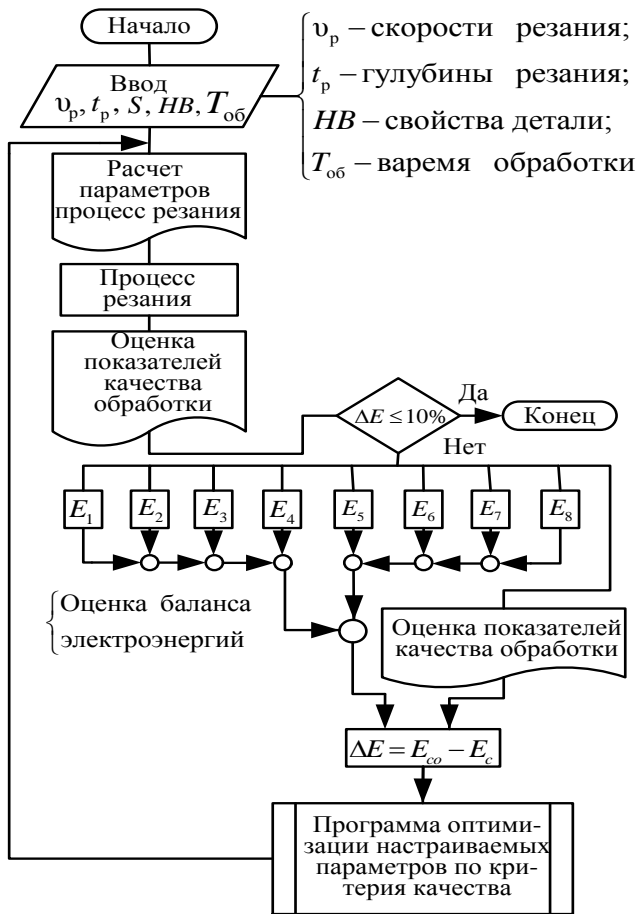


Рисунок 8 – Схема алгоритма автоматической оптимизации

выбирается эмпирическим путем, на основе перебора различных вариантов. Для реализации разработанного контроллера была выбрана НС прямого распространения с тремя слоями: двумя скрытыми и одним выходным. Размер первого скрытого слоя составляет 9 нейронов, второго слоя 8 нейронов и выходного слоя 1 нейрон. Разработанная трёхслойная НС показана на рисунке 9. 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.

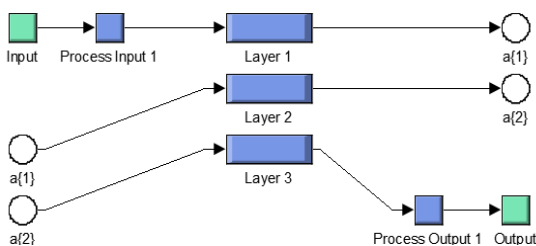


Рисунок 9– Структура схема НС

Также в результате проведённых исследований было доказано, что для решения поставленной задачи количество нейронов в слоях разработанной НС, находится в пределах 5...12. В ре-

В четвертой главе рассматривается компьютерное моделирование системы стабилизации мощности резания на базе нейросетевой адаптации параметров ПИ- регулятора мощности и выполнено сравнительное исследование с классическим ПИ- регулятором мощности. Также рассмотрена разработка программного обеспечения для системы стабилизации мощности и усилия резания токарного станка в среде LabVIEW. Компьютерное моделирование СУ электроприводами произведено на основе данных токарного станка модели СМ1761Ф3. Основным вопросом при построении СУ рабочими движениями токарных станков является выбор архитектуры нейронной сети. Как правило, количество входных и выходных нейронов НС определяется размерностью вектора входных и выходных параметров, а выбор количество слоев определяется от характера сложностью управляемого объекта и

Функциональные характеристики использованных НС, в целом определяются видом используемых активационных функций. Исследование показало, что применение НС с количеством слоев больше, чем три, использовать нецелесообразно.

зультате проведенных исследований были установлены следующие оптимальные параметры нейрорегулятора, приведённые в таблице 3.

Весовые коэффициенты входного слоя							Таблица 3
Номер нейрона	w_{1i}	w_{2i}	w_{3i}	w_{4i}	w_{5i}	w_{6i}	b_{1i}
1	0,4379	0,5403	-1,5303	0,6026	0,0556	0,3101	4,588
2	0,2400	3,1803	-0,0668	3,1803	0,3890	0,0841	-0,8803
3	-0,8113	-3,8297	-0,4206	0,3747	0,0002	0,4719	2,4906
4	-0,7017	-0,5397	0,3771	3,0416	0,0744	0,2120	0,3148
5	-0,2134	-1,2512	1,8209	0,0019	0,4754	0,4308	0,277
6	0,1533	0,0313	0,3531	0,0605	0,1098	0,2943	0,3298
7	0,0862	0,0162	0,0325	0,6475	0,4966	0,4843	0,0481
8	0,1375	0,0927	0,3146	0,5304	0,0525	0,8487	0,7292
9	0,1946	0,5396	0,0409	0,5499	0,5069	0,5093	0,1517

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 10 представлены графики переходных процессов мощности резания P_p Вт.

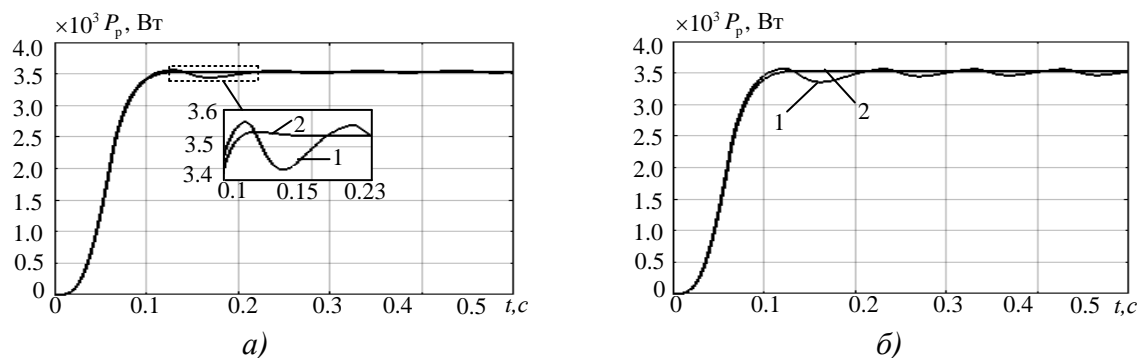


Рисунок 10– Переходные процессы мощности резания: *a* – при $F_{pv} = 0$ Н; *б* – при $F_{pv} = 300$ Н.

На рисунке 10 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 СУ при разных условиях обработки детали. Система управления поддерживает мощность резания на заданном уровне без ошибки при изменении возмущений в пределах $F_{pv} = 0...300$ Н.

В работе приводится применение генетического алгоритма (ГА) для оптимизации процесса резания. Основные параметры для настройки ГА следующие: размер популяции (20-100 особей); кодирование (выполняется с действительными числами); стохастический равномерный отбор; количество элитных детей (2); генетические операторы: равномерный кроссовер; вероятность кроссовера (0,8); частота мутаций (0,1). Условия прекращения оптимизации: 1.

фиксированное число поколений (100 поколений); 2. эволюционный процесс останавливается, если лучшее решение не показало улучшения за последние 50 поколений.

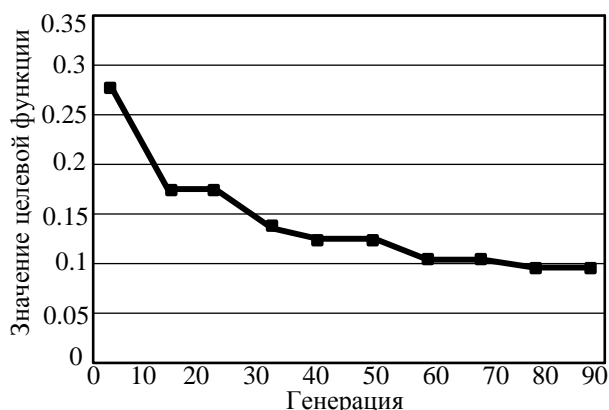


Рисунок 11 – Сходимость ГА

В результате оптимизации выводится двоичная матрица, из которой выбирается ряд матрицы, удовлетворяющий целевой функции параметров резания. Процедура оптимизации для каждой глубины резания выполняется отдельно с целью нахождения оптимальных параметров процесса резания. Генетический алгоритм сходится до тех пор, пока не будет выполнен критерий остановки, как показано на рисунке 11.

Данный подход реализует процедуру определения оптимальных технологических параметров обработки для конкретной геометрии изделия, быстро и с высокой точностью.

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 анализ кинематических схем металлорежущих станков на основе их представления в виде многомассовых подсистем. Произведен расчет частот упругих колебаний. Результаты, которых были использованы при синтезе СУ приводами подачи. Произведен анализ вибраций при механической обработке и обозначены пути их компенсации.

2. 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.

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

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

5. Разработана система и алгоритм автоматической оптимизации процесса резания на металлорежущих станках.

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

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

8. Приведены сравнительные исследования нескольких алгоритмов для обучения нейроконтроллера NARMA-L2 Controller: как Моллера (trainscg), Левенберга–Марквардта (trainlm), Полка-Рибера (traincgp), градиентного спуска (traingdm). Установлены, параметры нейроконтроллера NARMA-L2 существенно влияющие 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 нейруправления 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 (Ural-Con) .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]- разработаны методы синтеза моделей металлообрабатывающих станков на основе интеллектуального подхода;

[4, 5, 6] - разработаны и проведено исследование систем нейросетевого управления электроприводами подачи металлорежущих станков;

[7, 8, 9]- выполнены расчеты.

Подписано в печать 23. 10. 2019. Формат 60×84 1/16.

Бумага офестная. Печать цифравя. Печ. л. 1,0.

Тираж 100 экз. Заказ 1.

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