

УДК [62.83:621.94]:004.32.26

М. П. Белов, И. С. Носиров, А. М. Белов
Санкт-Петербургский государственный электротехнический
университет «ЛЭТИ» им. В. И. Ульянова (Ленина)

Исследование системы стабилизации мощности и усилия резания токарного станка с использованием нейронных сетей

Дан анализ системы стабилизации мощности и усилия резания токарного станка. Приведены сравнительные исследования нескольких вариантов нейронной сети прямого распространения с разными входными и выходными слоями и количеством нейронов. Разработанная нейронная сеть в среде MATLAB, имитирующая работу ПИ-регулятора мощности, позволяет стабилизировать мощность резания во время обработки деталей обучением нейронного регулятора. Приведен алгоритм разработки нейрорегулятора в среде графического программирования National Instruments LabVIEW (Laboratory Virtual Instrument Engineering Workbench). В среде разработки приложений LabVIEW была построена модель системы стабилизации мощности и усилия резания токарного станка. Результаты испытаний доказывают целесообразность применения разработанных нейрорегуляторов в среде LabVIEW. Представлены результаты компьютерного моделирования системы стабилизации мощности и усилия резания токарного станка. Показано, что применение нейрорегуляторов позволяет улучшить качество показателей системы стабилизации мощности и усилия резания токарного станка при случайных возмущающих воздействиях.

Системы стабилизации мощности и усилия резания токарного станка, электропривод шпинделя и подачи, нейронные сети в среде MATLAB и LabVIEW

Постановка проблемы. Процесс обработки деталей на металлорежущих станках сопровождается широким спектром возмущений. Действие возмущений в процессе обработки детали вызывает отклонение параметров режима процесса резания от заданных значений, что снижает производительность и качество обработки на металлорежущих станках. Для повышения эффективности процесса резания на металлорежущих станках, особенно на токарных и шлифовальных, применяются автоматические системы стабилизации скорости, усилия, мощности и температуры резания [1], [2]. Наиболее распространены системы стабилизации мощности и усилия резания. В контуре системы стабилизации мощности и усилия резания (КСУР) большинство возмущений изменяются случайным образом из-за влияния следующих факторов: разброса твердости, шероховатостей металла, разброса припусков, непрерывно изменяющихся режущих свойств инструмента и т. п.

Обычно в КСУР используются классические регуляторы, обеспечивающие нулевую статическую ошибку по выходной координате [1], [2].

Однако применение классических регуляторов целесообразно в том случае, если на систему управления возмущающие воздействия не воздействуют или воздействуют, но минимально.

В случае периодических или случайных возмущений применение классических регуляторов приводит к ухудшению характеристик системы стабилизации мощности и усилия резания и может негативно влиять на качество обработки деталей. Также случайные возмущения могут быть причиной возникновения статических ошибок. Для избежания этого необходимо использовать систему управления, минимизирующую влияние возмущений. В настоящее время для решения поставленной задачи широко применяются новые подходы – например, использование искусственного интеллекта, в частности нейронных сетей (НС).

Системы стабилизации мощности и усилия резания. К наиболее важным факторам, влияющим на производительность станков, относится вибрация, которая не только ограничивает производительность процесса резания, но также приводит к ухудшению качества обработки поверхности и снижению точности размеров, увеличивает скорость износа инструмента. Вибрации можно избежать, обеспечивая небольшую глубину резания, однако это приводит к низкой производительности. В данной статье объектом исследования служит технологический процесс металлообработки, а именно система стабилизации мощности и усилия резания, структурная схема, которой показана на рис. 1. В данной системе управляющим воздействием являются сигналы задания скорости поперечной подачи $u_{сз}$ суппорта и резания $u_{вр.з}$ электропривода станка. Изменение глубины резания и твердости материала детали отражено в виде эквивалентного возмущения $F_{р.в}$.

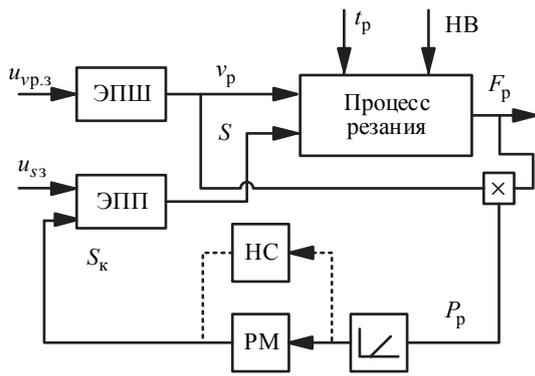


Рис. 1

Управление мощностью P_p и усилием резания F_p осуществляется с помощью электропривода шпинделя ЭПШ и подачи ЭПП при изменении глубины резания t_p и свойств материала заготовки (твердости материала – НВ). Стабилизируя мощность резания, следует иметь в виду, что $P_p = F_p v_p$, и в том случае, если осуществляется стабилизация скорости резания v_p , можно выполнить условие $P_p = \text{const}$ при $F_p = \text{const}$. Таким образом, стабилизируя переменные v_p и F_p при изменении переменных t_p и НВ, можно считать, что стабилизируется и сам процесс резания.

Автоматическая стабилизация мощности и усилия резания осуществляется с помощью нелинейной обратной связи, действие которой начина-

ется после превышения мощностью некоторого значения P_{p0} , соответствующего рабочему режиму резания. При условии $P_p > P_{p0}$ на выходе нелинейного элемента НЭ регулятора мощности РМ появляется сигнал коррекции S_k , уменьшающий подачу S таким образом, чтобы $P_p = \text{const}$. Регулятор мощности обеспечивает требуемую динамику процесса стабилизации. Нелинейную коррекцию подачи удобно выполнять по условию F_p , которое может быть получено с помощью блока деления (БД), реализующего зависимость $F_p = P_p / v_p$.

Процесс резания характеризуется передаточной функцией первого порядка

$$H_p(p) = \frac{F_p(p)}{S(p)} \approx \frac{k_p}{(T_p p + 1)}, \quad (1)$$

где k_p , T_p – коэффициент и постоянная времени резания. В соответствии с эмпирической формулой $k_p = C_p v_p^n t_p^y S^{(y-1)}$, где C_p – коэффициент, учитывающий условия обработки при определении составляющей силы резания; n , y – коэффициент и показатели степени, зависящие от вида обработки, материала инструмента детали.

Постоянная времени резания T_p приближенно определяется по формуле

$$T_p \approx 2\pi / \omega_{ш}, \quad (2)$$

где $\omega_{ш}$ – частота вращения шпинделя.

В данной статье предлагается новый подход к разработке и моделированию многослойной нейронной сети (МНС) в среде LabVIEW. Процедура разработки МНС состоит из двух этапов:

Первый этап – выбор типа и расчет коэффициентов синоптических связей нейронной сети, осуществляемый на компьютере с использованием расширения математической среды MATLAB – пакета Neural Network Toolbox [3].

Второй этап – на основе полученных весовых матриц и векторов смещения входного и выходного слоев нейронной сети создается соответствующая нейронная сеть в среде LabVIEW.

Разработка НС в среде MATLAB. Основным вопросом при построении системы управления рабочими движениями токарных станков считается выбор архитектуры нейронной сети. Как правило, количество входных и выходных нейронов НС определяется размерностью вектора входных и выходных параметров, а выбор количества слоев определяется в зависимости от сложности управляемого

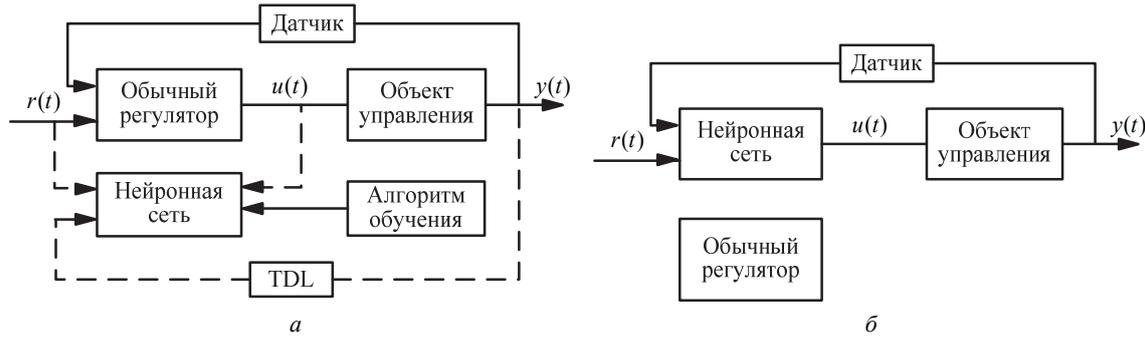


Рис. 2

объекта и выбирается эмпирическим путем на основе перебора различных вариантов.

Рассмотрим разработку НС, которая должна имитировать работу ПИ-регулятора мощности в системе управления стабилизацией мощности и усилием резания (см. рис. 1).

В настоящее время существует достаточно много методов использования нейронных сетей в системах управления [4]. К самым простым и распространенным относятся системы нейрорегулирования, в которых нейроконтроллер обучается на примерах динамики классического регулятора по обратной связи на основе принципа применения закон ПИ-управления. Функциональная схема нейрорегулирования показана на рис. 2: *а* – режим обучения нейронной сети, *б* – режим управления.

Для замены существующего классического регулятора на нейросетевой регулятор в режиме реального времени (рис. 2, *а*) в определенные моменты времени происходит считывание входных $r(t)$ и выходных $u(t)$ данных с классического регулятора. Далее НС обучается на полученных массивах данных, и в результате создается нейрорегулятор. В процессе управления (рис. 2, *б*) на вход обученной нейронной сети подается опорный сигнал $r(t)$ и сигнал обратной связи $y(t)$ через элемент задержки TDL (tapped delay line). После обучения НС образует нейроконтроллер и выдает управляющие сигналы (рис. 2, *б*). Полученный нейроконтроллер более выгоден экономически, чем исходный. Качество модели, использующей НС, определяется временем обучения и средней квадратичной погрешностью (Mean square error) выходных значений сети по отношению к желаемым их значениям. Эффективное обучение НС зависит от метода и алгоритма обучения. В технических задачах обучения НС наиболее широкое распространение получил алгоритм обучения с учителем и обратным распространением ошибки (error backpropagation).

Для разработки НС, которая обеспечивала бы решение поставленной задачи, рассмотрим несколько вариантов НС прямого распространения с разными входными и выходными слоями и количеством нейронов:

- двухслойная НС. Первый слой сети состоит из 12 нейронов, второй – из 6 нейронов;
- трехслойная НС. Входной слой состоит из 10 нейронов, скрытый слой – из 5, выходной – из 3;
- двухслойная НС. Первый слой сети состоит из 8 нейронов, второй – из 3 нейронов;
- однослойная НС. Входной слой состоит из 5 нейронов;
- двухслойная НС. Первый слой сети состоит из 5 нейронов, второй – из 1 нейрона.

При разработке нейрорегулятора анализ различного количества слоев и числа нейронов в скрытом слое, а также алгоритмов обучения показал, что для управления систем стабилизации мощности и усилия резания токарного станка наилучший вариант НС получается при 5 нейронах в скрытом слое и 1 – в выходном.

Функциональные характеристики использованных НС, в целом, определяются видом используемых активационных функций. Во всех случаях разработки НС была выбрана функция активации «гиперболический тангенс». В результате проведенных исследований были установлены оптимальные параметры нейрорегуляторов, а именно весовые матрицы W_1 , W_2 и векторы смещения b_1 , b_2 , приведенные в табл. 1.

Таблица 1

Номер весового коэффициента	Весовые коэффициенты входного слоя				
	1	2	3	4	5
W_1	7.10	1.82	-2.49	-1.66	3.76
b_1	-7.75	-1.88	1.37	0.33	0.62
W_2	Весовые коэффициенты выходного слоя				
	0.01	0.40	-0.05	-0.27	0.01
b_2	-0.01	-	-	-	-

Обучение проводилось 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 (ошибка обучения определяется разницей между значениями обучающей выборки и полученными выходными сигналами). Обучение заканчивается, когда значение ошибки достигает приемлемой величины. Исследование показало, что применение нейронных сетей с количеством слоев больше трех 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.

Разработка НС в среде LabVIEW. На втором этапе исследования рассматривается разработка нейрорегулятора в среде LabVIEW в режиме реального времени (для повышения устойчивости работы системы стабилизации мощности и усилия резания) на основе полученных весовых матриц и векторов смещения входного и выходного слоя НС, разработанной в среде MATLAB.

LabVIEW сможет интегрировать в себя программы, написанные в среде MATLAB [5]. Как известно, в среде Matlab/Simulink существует расширение математического пакета прикладных программ Neural Network Toolbox для обучения и создания нейронной сети. Однако в среде LabVIEW отсутствует стандартный нейросетевой пакет прикладных программ, следовательно, разработка НС напрямую невозможна.

Разработка нейрорегулятора в среде LabVIEW выполняется следующим образом:

Шаг 1. Разработка НС в среде MATLAB.

Шаг 2. Настройка весовых коэффициентов и определение оптимальных параметров НС так, чтобы сеть могла выполнить поставленную задачу.

Шаг 3. Перенос заранее рассчитанных весовых коэффициентов и смещений обученной нейронной сети с MATLAB в среду LabVIEW.

Шаг 4. В зависимости от типа и архитектуры НС разрабатывается аналогичная НС в среде LabVIEW.

Далее на основе вышеразработанной модели НС весовые коэффициенты, которые приведены в табл. 1, можно использовать при создании виртуального нейрорегулятора в среде LabVIEW.

Рассмотрим матрицу весов на примере весов входа для слоя 1 с одним нейроном (рис. 3, а). Эта схема использует следующие обозначения: $pd\{1,1\}$ – вектор входной последовательности; $IW\{1,1\}(1,:)$ – строка матрицы весов; $dotprod1$ – скалярное произведение; $iz\{1,1\}$ – массив взвешенных входов. Для создания данной структуры в среде LabVIEW используем следующие элементы: Numeric Control, Multiply, Build Array, Add Array Elements и Numeric Indicator.

На рис. 3, б представлена структура весового коэффициента с одним нейроном, созданная в среде LabVIEW. Для упрощения данной структуры создаем подпрограммный виртуальный прибор (рис. 3, в). Далее рассмотрим матрицу весов с пятью нейронами (рис. 4, а). Как и в предыдущем случае, создаем структуру весовых коэффициентов с пятью нейронами, используя подпрограммы, приведенные на рис. 3, в. Структура матрицы весов с пятью нейронами показана на рис. 4, б, подпрограммный виртуальный прибор данной структуры – на рис. 4, в.

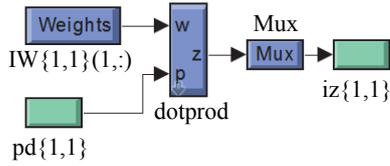
На рис. 5, а представлена схема входного слоя 1 со следующими обозначениями: $p\{1\}$ – описатель входа 1 на слое 1; $IW\{1,1\}$ – описатель матрицы весов для входа 1 на слое 1; $b\{1\}$ – описатель вектора смещений на слое 1; $netsum$ – функция накопления для слоя 1; $tansig$ – функция активации для слоя 1; $a\{1\}$ – описатель выхода на слое 1. Соответственно, для создания входного слоя используем подпрограммы, приведенные на рис. 4, в, функции активации и функцию накопления $netsum$. Структура созданного входного слоя приведена на рис. 5, б; подпрограмма входного слоя – на рис. 5, в.

На рис. 6, а представлена схема слоя 2 со следующими обозначениями: $a\{1\}$ – описатель входа на слое 2; $LW\{2,1\}$ – описатель матрицы весов связей слоев 1 и 2; $netsum$ – функция накопления для слоя 2; $tansig$ – функция активации для слоя 2; $a\{2\}$ – описатель выхода на слое 2. Создание выходного слоя выполняется, как и создание входного слоя. Структура выходного слоя приведена на рис. 6, б; подпрограмма входного слоя – на рис. 6, в.

Как видно из рис. 5, а и 6, а, элементы задержки (Delays) в обоих слоях имеют нулевое значение, следовательно, при разработке нейрорегулятора данные элементы использоваться не будут.

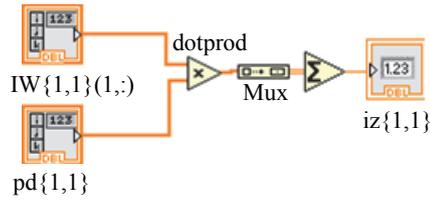
Далее на рис. 7, а можно увидеть внутреннюю структуру НС, разработанную в среде MATLAB, состоящую из двух слоев. Из анализа

НС в среде MATLAB



a

НС в среде LabVIEW



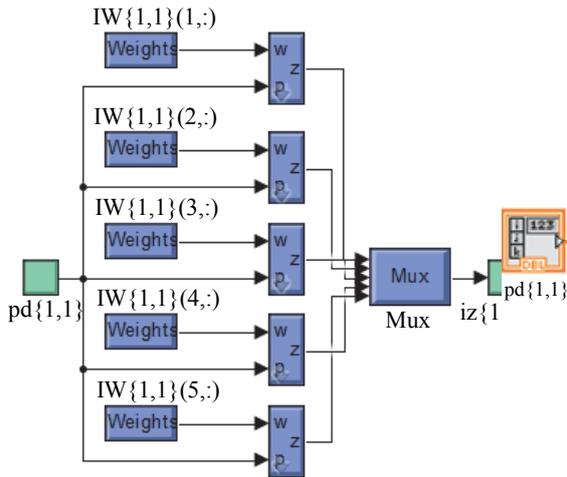
b

Подпрограммы

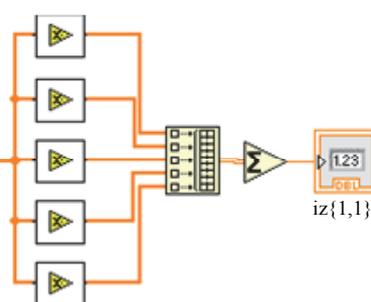


в

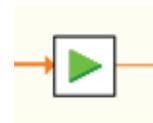
Рис. 3



a

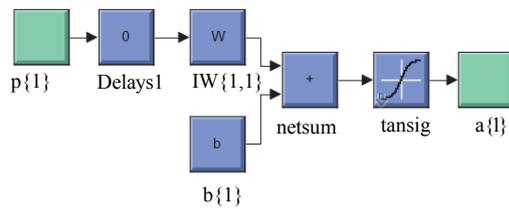


b

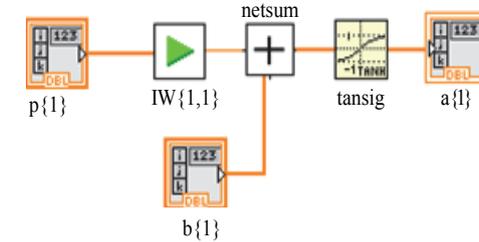


в

Рис. 4



a

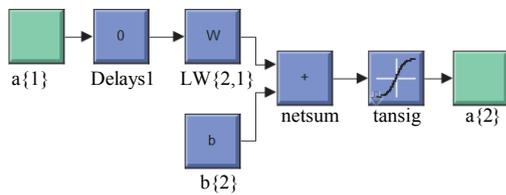


b

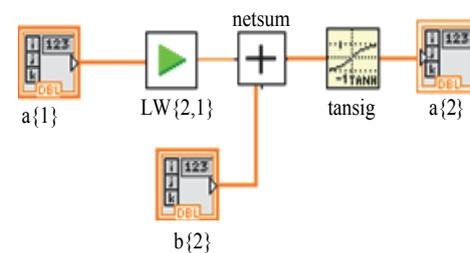


в

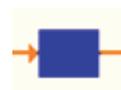
Рис. 5



a



b



в

Рис. 6

данной структуры следует, что вход $p\{1\}$ действует только на слой 1, а слои 1 и 2 соединены последовательно и выходом слоя 1 служит описатель $a\{1\}$, а выходом слоя 2 – описатель $a\{2\}$. Для создания данной структуры НС используем подпро-

граммы, приведенные на рис. 5, в, б, в и описатели входа и выхода. Структура НС показана на рис. 7, б; подпрограмма НС, имеющая вход и выход, – на рис. 7, в.

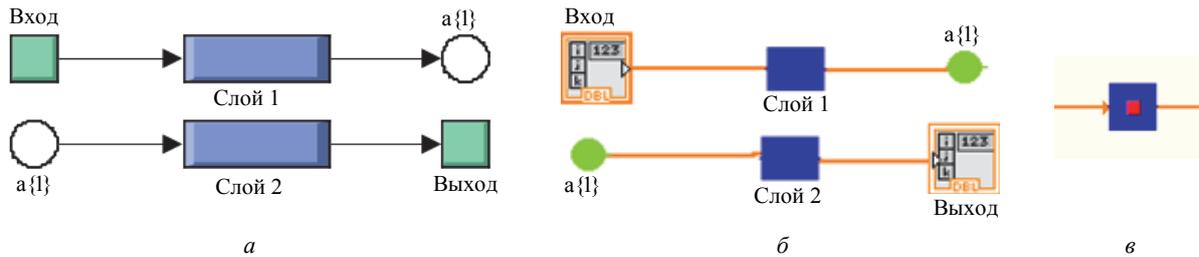


Рис. 7

Таким образом, был разработан нейрорегулятор в среде LabVIEW. Для уточнения его работоспособности далее описываются экспериментальные исследования. Данная сеть должна действовать, как НС, разработанная в среде MATLAB. Разработанный нейрорегулятор в среде LabVIEW также состоит из двух слоев: скрытого и выходного. Скрытый слой состоит из 5 нейронов, выходной – из 1 нейрона и работает по принципу НС, разработанной в среде MATLAB. В качестве функции активации для обоих слоев выбран гиперболический тангенс.

Результаты компьютерного моделирования.

Параметры системы управления: значение мощности резания принято равным номинальной мощности двигателя главного движения $P_d = P_p = 10$ кВт; скорость резания $v_p = 24.5$ м/мин; глубина резания $t_p = 1$ мм; скорость подачи $S = 0.6$ м/мин; радиус обработки $r_{об} = 0.22$ мм; коэффициент резания $k_p = 2130$; постоянная времени резания $T_p = 0.0165$ с. Электропривод главного движения исследуемого токарного станка оснащен асинхронным двигателем с короткозамкнутым ротором. Электропривод подачи выполнен на базе электродвигателя переменного тока. В данных исследованиях мощность потерь в коробке скоростей двигателя главного движения не учитывалась.

В MATLAB построена программа моделирования системы стабилизации мощности и усилия резания токарного станка и выполнено сравнительное исследование разработанного нейрорегулятора с классическим ПИ-регулятором КСУР. Упрощенная модель системы стабилизации мощности и усилия резания токарного станка с нейрорегулятором представлена на рис. 8. На рис. 9 показаны переходные процессы в виде диаграммы мощности резания P_p и приняты следующие обозначения: 1 – ПИ-регулятор; 2 – нейрорегулятор.

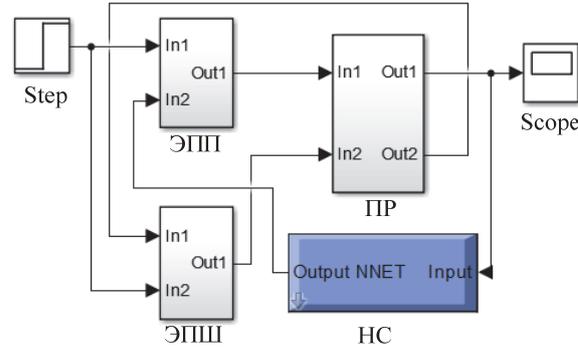


Рис. 8

Для оценки статических и динамических характеристик мощности и усилия резания варьируем глубины резания и твердости обрабатываемого материала. В качестве изменения глубины резания и твердости материала детали будем задавать эквивалентные возмущения $F_{p,в}$ при различных значениях, которые соответствуют вариантам *a–z* табл. 2. Как видно из переходных процессов рис. 9, *a*, традиционная система при возмущении $F_{p,в} = 0$ поддерживает заданную силу резания с незначительной ошибкой в установившемся режиме и при значительном изменении, т. е. в пределах $F_{p,в} = 300$ Н, система становится неустойчивой. Исследование показало, что классический ПИ-регулятор не обеспечивает требуемых динамических характеристик и может быть причиной возникновения статической и динамической ошибок, в результате чего страдает качество обработки деталей.

Разработанный нейрорегулятор обеспечивает высокие динамические характеристики систем в разных условиях обработки, поддерживает мощность резания на заданном уровне без ошибки при изменении возмущений в пределах $F_{p,в} = 0 \dots 300$ Н.

Таблица 2

Вариант	Параметр			
	$F_{p,в}$, Н	P_p , Вт	F_p , Н	v_p , м/мин
<i>a</i>	0	10 000	1760	24.5
<i>б</i>	100	9980	1720	24.5
<i>в</i>	200	9925	1703	24.5
<i>z</i>	300	9890	1698	24.5

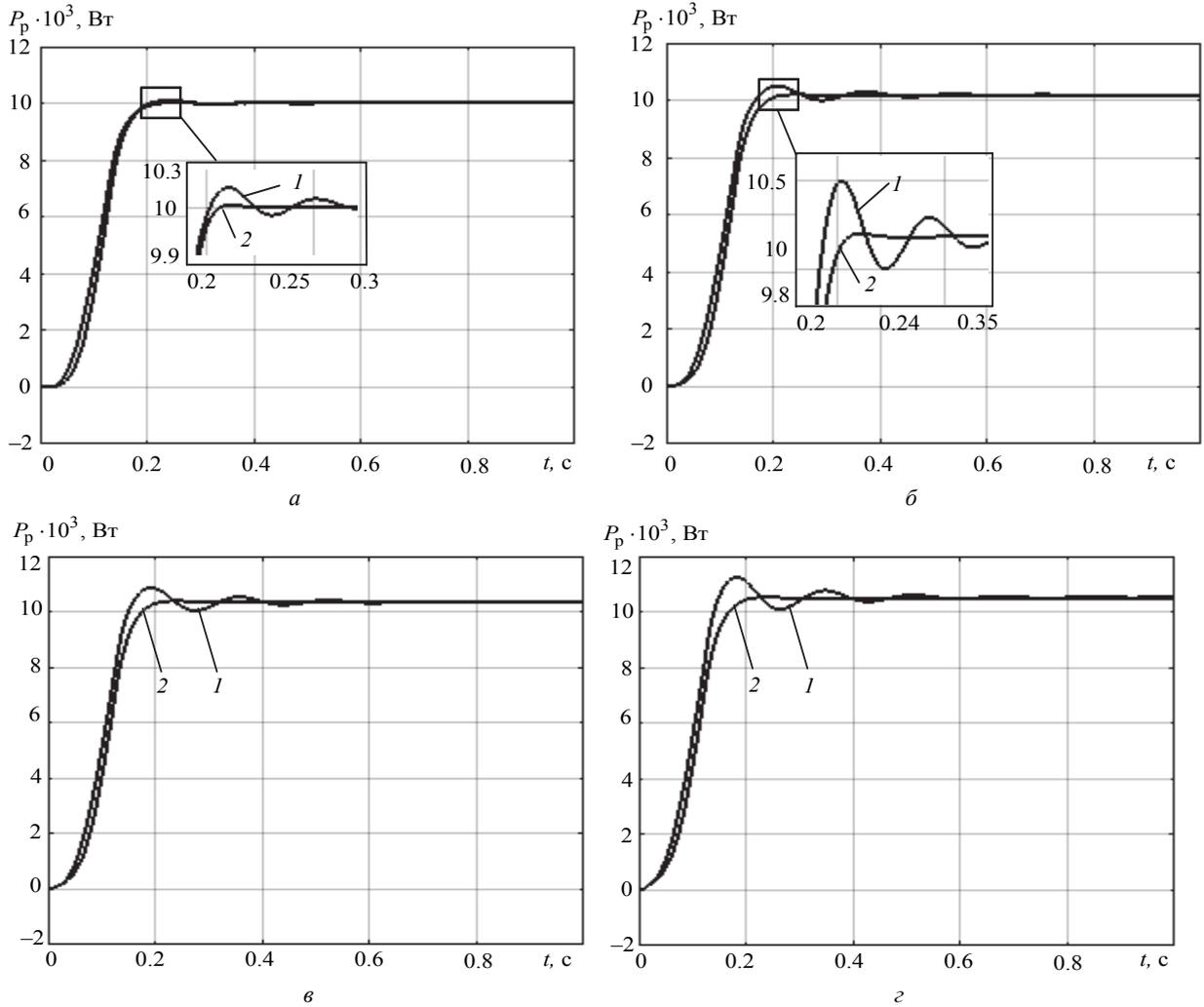


Рис. 9

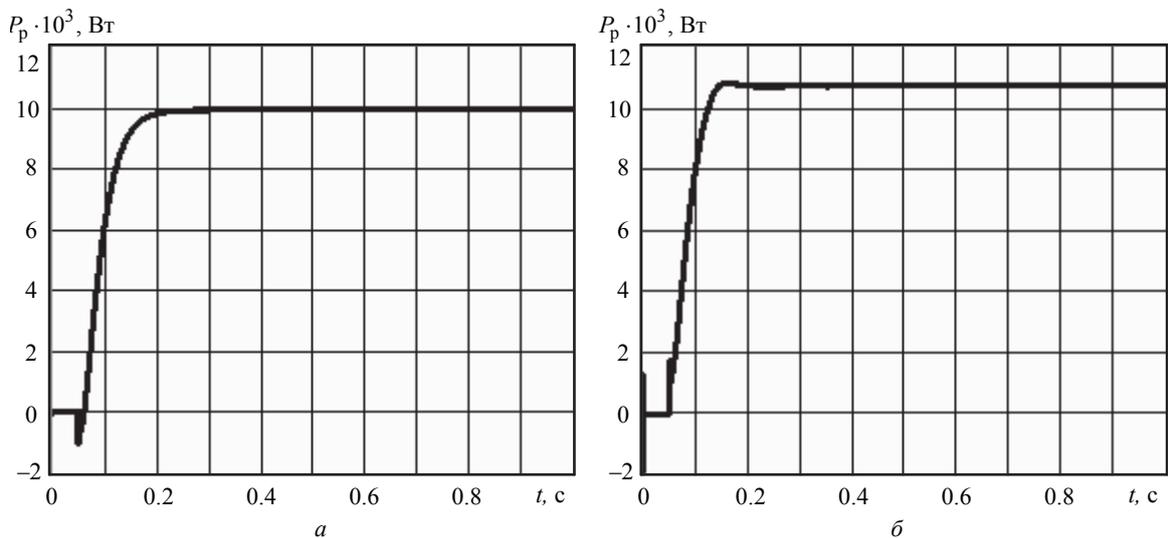


Рис. 10

Далее для сравнения рассмотрим пример применения виртуального нейрорегулятора, разработанного в среде LabVIEW, в процессе резания на токарном станке. В среде LabVIEW была построена модель системы стабилизации мощности

и усилия резания токарного станка, которая соответствует модели, приведенный на рис. 8. На рис. 10 представлены графики переходных процессов мощности резания P_p при следующих зна-

чениях возмущений: a – при $F_{рв} = 0$; b – при $F_{рв} = 0 \dots 300$ Н. В результате проведенных исследований было доказано, что виртуальный нейрорегулятор, разработанный в среде LabVIEW, и нейрорегулятор, разработанный в среде MATLAB, имеют очень высокое сходство по принципу работы.

Результаты проведенных в обеих программах исследований показывают, что на основе нейрорегуляторов могут быть созданы системы стабилизации мощности и усилия резания в процессе металлообработки на токарных станках с высокими статическими и динамическими характеристиками. НС позволяют создать модель объекта, точно передающую его динамику, при этом не требуя дополнительных знаний о структуре и параметрах объекта.

Таким образом, в результате проведенных исследований был предложен и экспериментально разработан алгоритм разработки виртуального нейрорегулятора в среде LabVIEW. Использование нейрорегулятора по сравнению с традиционными регуляторами позволит сократить затраты, повысить точность обработки деталей, увеличит срок службы режущего инструмента. Выбор среды программирования обусловлен тем, что описание структуры небольшой НС или отдельного нейрона идеально вписывается в парадигму графического программирования среды LabVIEW, имеющей также удобный инструментарий для создания аналитических виртуальных приборов. Использование нейрорегулятора позволяет улучшить динамические характеристики КСУР по сравнению с классическим ПИ-регулятором.

СПИСОК ЛИТЕРАТУРЫ

1. Белов М. П., Новиков А. Д., Рассудов Л. Н. Автоматизированный электропривод типовых производственных механизмов и технологических комплексов: учеб. для вузов. М.: Издательский центр «Академия», 2004. 576 с.
2. Новиков В. А., Савва С. В., Татаринцев Н. И. Электропривод в современных технологиях: учеб. для студ. вузов / под ред. В. А. Новикова. М.: Издательский центр «Академия», 2014. 400 с.
3. Медведев В. С., Потемкин В. Г. Нейронные сети. MATLAB 6 / под общ. ред. канд. техн. наук В. Г. Потемкина. М.: ДИАЛОГ-МИФИ, 2002. 496 с.
4. Сигеру О., Марзуки Х., Рубия Ю. Нейроуправление и его приложения. Кн. 2 / пер. с англ. Н. В. Батина; под ред. А. И. Галушкина, В. А. Птичкина. М.: ИПРЖР, 2000. 271 с.
5. Магда Ю. С. LabVIEW: практический курс для инженеров и разработчиков. М.: ДМК Пресс, 2012. 208 с.

M. P. Belov, I. S. Nosirov, A. M. Belov
Saint Petersburg Electrotechnical University «LETI»

RESEARCH OF THE POWER STABILIZATION SYSTEM AND CUTTING EFFORT OF A LATHE MACHINE USING NEURAL NETWORKS

An analysis of the power stabilization system and the cutting effort of the lathe is given. Comparative studies of several variants of a direct distribution neural network with different input and output layers and the number of neurons are given. The developed neural network in the MATLAB environment that simulates the operation of the PI power controller allows stabilizing the cutting power during machining of parts by learning the parameters of the cutting process. An algorithm for the development of a neuro controller in a graphical programming environment National Instruments LabVIEW (Laboratory Virtual Instrument Engineering Workbench) is presented. In the LabVIEW application development environment, a model was developed for a power stabilization system and a cutting effort for a lathe. The test results prove the feasibility of using the developed neuro controllers in the LabVIEW environment. The results of computer simulation of the power stabilization system and cutting effort of a lathe are presented. It is shown that the use of neuro controllers allows improving the quality of indicators of the power stabilization system and the cutting force of a lathe with random disturbing influences.

Systems of stabilization of power and effort of rubber of the lathe, electric spindle and feed, neural network in the MATLAB and LabVIEW environment