

Разработка нейросетевой системы управления для электропривода подачи токарного станка

И. С. Носиров¹, А. М. Белов²

Санкт-Петербургский государственный электротехнический университет «ЛЭТИ» им. В. И. Ульянова (Ленина)

¹nosirov6@mail.ru, ²sana199706@mail.ru

Аннотация. В данном докладе рассмотрен анализ недостатков классических регуляторов и их методов настройки. Рассматривается процедура разработки нейроконтроллера на основе существующих традиционных регуляторов. Приведены сравнительные исследования нескольких алгоритмов обучения для создания нейроконтроллеров.

Ключевые слова: классические регуляторы (П,ПИ,ПИД); алгоритм Левенберга–Марквардта; нейроконтроллер

I. ВВЕДЕНИЕ

Следящие системы управления электроприводами подачи металлорежущих станков реализуются на базе классических регуляторов: интегрального (И), пропорционально-интегрального (ПИ), пропорционально-интегрально-дифференциального (ПИД).

Однако классические П, ПИ и ПИД-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 П, ПИ и ПИД-контроллеров может не обеспечить оптимальные характеристики процессов. Для настройки параметров П, ПИ- и ПИД-контроллеров используются методы Зиглера–Никольса (Ziegler–Nichols), Такахаши (Takahashi) и др.[1]. 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.

В настоящее время развивается перспективный метод управления на основе применения технологий искусственного интеллекта (нейронные сети, генетические алгоритмы, нечеткая логика и т.д.). Нейронные сети (НС) в отличие от классических методов имеют способность к обучению и самообучению [2].

Таким образом, актуальной задачей исследования становится создание нейроконтроллеров с помощью дей-

ствующих классических (П, ПИ, ПИД и т.д.) регуляторов и НС. Функциональная схема привода подачи токарного станка с частотным регулированием представлена на рис. 1.

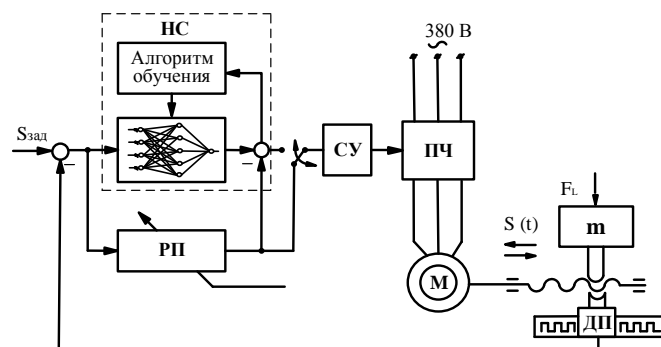


Рис. 1. Функциональная схема привода подачи токарного станка

ПЧ – преобразователь частоты, СУ – система управления, m – масса рабочего стола, М–двигатель, ДП – датчик положения, РП – регулятор положения, НС – нейронная сеть.

II. ОБУЧЕНИЕ НЕЙРОННОЙ СЕТИ

Обучение нейронных сетей – это подбор весовых коэффициентов нейронов таким образом, чтобы НС решала поставленную задачу. В настоящее время существует довольно много алгоритмов для обучения нейронных сетей, однако одним из наиболее эффективных алгоритмов обратного распространения ошибки является алгоритм Левенберга–Марквардта.

Главная задача обучения нейронной сети рассматривается, как требование минимизировать целевую функцию $E(w)$ [3]:

$$E(w) = \frac{1}{2} \sum_{i=1}^m [e_i(w)]^2 \quad (1)$$

где $e_i = [y_i(w) - d_i]$; y – вектор фактических выходных сигналов; w – весовые коэффициенты; d – вектор ожидаемых выходных сигналов. Используем следующие обозначения вектора $E(w)$ и Якобиана $J(w)$ можно записать

$$E(w) = \begin{bmatrix} e_1(w) \\ e_2(w) \\ \dots \\ e_m(w) \end{bmatrix} \quad (2)$$

$$J(w) = \begin{bmatrix} \frac{\partial e_1}{\partial w_1} & \frac{\partial e_1}{\partial w_2} & \dots & \frac{\partial e_1}{\partial w_n} \\ \frac{\partial e_2}{\partial w_1} & \frac{\partial e_2}{\partial w_2} & \dots & \frac{\partial e_2}{\partial w_n} \\ \dots & \dots & \dots & \dots \\ \frac{\partial e_m}{\partial w_1} & \frac{\partial e_m}{\partial w_2} & \dots & \frac{\partial e_m}{\partial w_n} \end{bmatrix} \quad (3)$$

$$g(w) = [J(w)^T e(w)] \quad (4)$$

$$G(w) = [J(w)^T e(w) + R(w)] \quad (5)$$

где $R(w)$ – компоненты Гессiana, содержащие высшие производные относительно w . Аппроксимация $R(w)$ осуществляется с помощью регуляризационного фактора v_1 , в котором переменная v называется параметром Левенберга–Марквардта и является скалярной величиной, изменяющейся в процессе обучения. Исходя из этого, аппроксимированная матрица Гессiana на шаге k имеет вид [4]:

$$G(w) = [J(w)^T e(w) + v_{k1}] \quad (6)$$

III. РАЗРАБОТКА НЕЙРОКОНТРОЛЛЕРА ДЛЯ КОНТУРА ПОЛОЖЕНИЯ

Рассмотрим создание нейроконтроллера (НК) для контура положения следящего электропривода подачи токарного станка, используя расширение математической среды Matlab – пакета Neural Network Toolbox (NNTools) [5]. Для создания НК необходимо получить характеристики работы действующего регулятора. Для их получения используется функциональная схема, представленная на рис. 1.

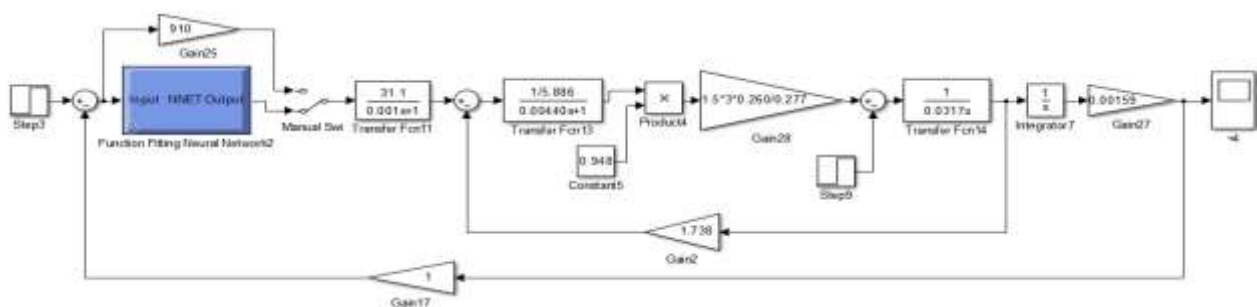


Рис. 2. Модель электропривода подачи токарного станка с нейроконтроллером в среде Matlab

На вход системы подается сигнал $S_{\text{зад}}$, далее настраиваются параметры регулятора, для того чтобы получить эталонный сигнал. С помощью блоков «To Workspace...» входные и соответствующие выходные массивы данных регулятора снимаются, и сохраняются в памяти компьютера. На основании полученных входных и выходных данных существующего РП-регулятора рис. 2, в контуре положения был разработан соответствующий НК. В качестве НС была выбрана многослойная прямая нейронная сеть. Разработанная НС в среде Matlab, состоит из двух слоев – скрытого и выходного. Скрытый слой состоит из 8 нейронов, выходной слой из 1 нейрона. В данном докладе сравниваются следующие алгоритмы обучения НС: алгоритм М.Ф. Моллера (Trainscg), алгоритм Полка–Рибера (Traincgp), алгоритм градиентного спуска (Traingdm), алгоритм Левенберга–Марквардта (Trainlm), результаты сравнения которых показанный в табл. 1.

ТАБЛИЦА 1

	Варианты			
	<i>a</i>	<i>b</i>	<i>в</i>	<i>г</i>
Количество слоев	2	2	2	2
Количество нейронов	1-слой 9 2-слой 1	1-слой 12 2-слой 1	1-слой 10 2-слой 1	1-слой 8 2-слой 1
Алгоритм обучения	Trainscg	Traincgp	Traingdm	Trainlm

В данном докладе было доказано, что алгоритма Левенберга–Марквардта показывает лучшие результаты по сравнению с другими алгоритмами. В результате проведенных исследований были установлены оптимальные параметры НС, а именно весовые матрицы W_1 , W_2 и векторы смещения b_1 , b_2 приведенные в табл. 2. На рис. 3 представлены переходные процессы по скорости линейного перемещения S , м/с суппорта токарного станка, которые соответствуют вариантам *a-г* табл. 1. Исследование показало, что для обеспечения хороших динамических характеристик и повышения точности перемещения суппорта с заданной траекторией можно использовать НС в качестве регулятора положения в следящем электроприводе подачи токарного станка. Как видно из приведенные переходных процессов по скорости линейного перемещения суппорта, вариант рис 3,г имеет высокую динамическую характеристи.

ТАБЛИЦА II

	Весовые матрицы и векторы смещения входного слоя							
	1	2	3	4	5	6	7	8
W_1	7.1048	1.8244	-2.4944	-1.6641	3.7600	1.2558	3.0220	3.5061
b_1	-7.7541	-1.8848	1.3799	0.3368	0.6266	0.7420	2.7225	4.2146
	Весовые матрицы и векторы смещения выходного слоя							
	1	2	3	4	5	6	7	8
W_2	0.0109	0.4014	-0.0531	-0.2789	0.0024	0.6363	0.0389	0.1074
b_2	-0.0165	-	-	-	-	-	-	-

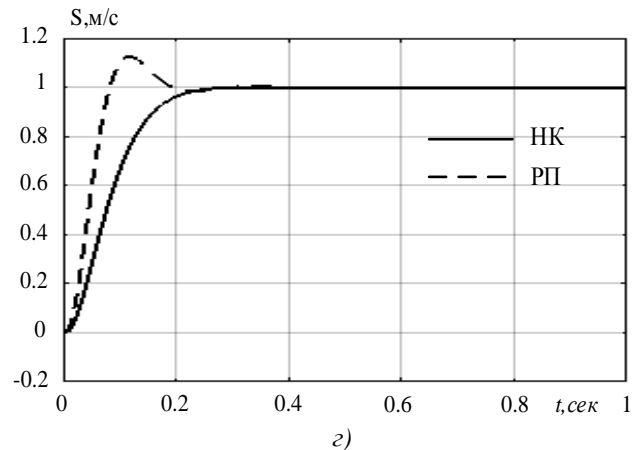
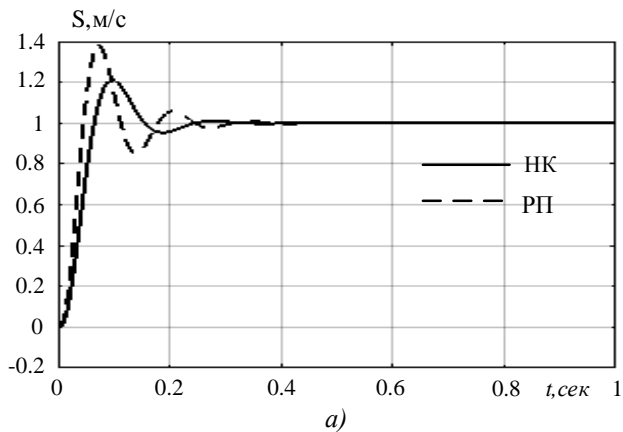
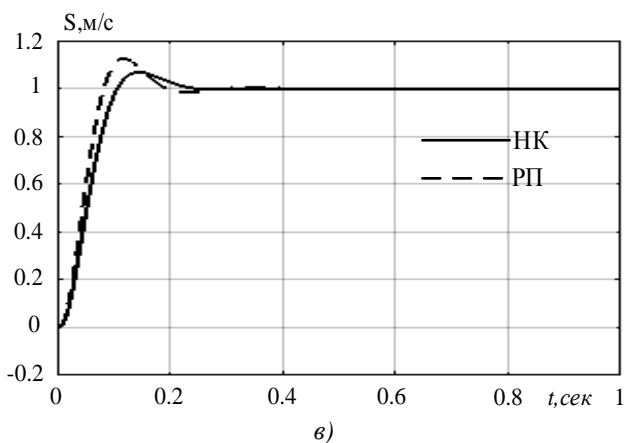
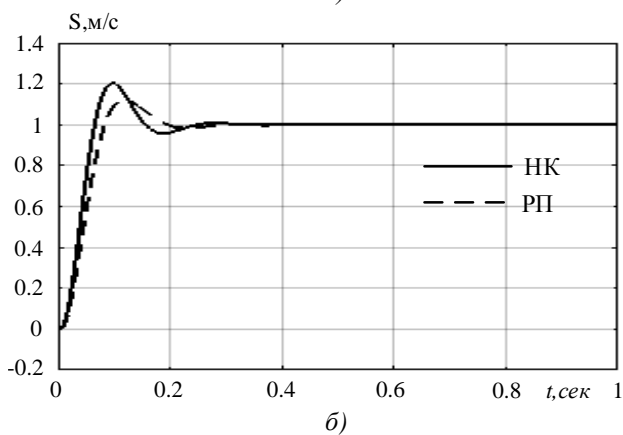


Рис. 3. Переходные процессы по скорости линейного перемещения суппорта токарного станка



IV. ВЫВОДЫ

Результаты моделирования показали, что алгоритм Левенберга–Марквардта по сравнению с другими алгоритмами является самым эффективным и быстродействующим для обучения нейронных сетей с несколькими настраиваемыми параметрами. Разработаны нейроконтроллер на основе существующих классических регуляторов в среде Matlab, которые обеспечивают высокие динамические характеристики.

СПИСОК ЛИТЕРАТУРЫ

- [1] Сигеру Омату, Марзуки Халид, Рубия Юсоф. Книга 2. Нейроуправление и его приложения Пер с англ Н В Батина. Под ред А.И. Галушкина. В А Птичкина. М ИПРЖР, 2000. 271с
- [2] C.M. Liaw.Y.S. Kung and M.S. Ouyang Identification and control of induction machines using artificial neural networks. IEEE Trans Ind.Applicat. Vol.31.pp.612-619, 1995.
- [3] L.G. Alan "Neural network servo control for ultra-precision machining at extremely low feed rate". PhD Thesis, University of Illinois at Chicago, 1996.
- [4] R. Azouzi and M. Guillot "On-line optimization of the turning process using an inverse process neurocontroller". Journal of Manufacturing Science and Engineering, Vol. 120, 1998, 101-108.
- [5] Медведев В.С., Потемкин В.Г. Нейронные сети. МАТЛАБ 6/ Под общ. ред. к.т.н. В.Г. Потемкина. М.: ДИАЛОГ-МИФИ, 2002. 496 с.