

Синтез системы управления асинхронным двигателем главного движения токарного станка с применением нейроконтроллера с прогнозированием

М. П. Белов, О. А. Кундюков✉

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

✉ kundyukov94@mail.ru

Аннотация. В работе приведен анализ применения нейросетевых регуляторов для управления различными нелинейными динамическими объектами. Построена модель векторного управления асинхронного двигателя с учетом момента инерции заготовки. Выполнен синтез нейросетевого регулятора с предсказанием NN Predictive Controller для управления приводом главного движения токарного станка с целью улучшения динамических характеристик привода. Приведены рекомендации по подбору параметров нейроконтроллера для управления рассматриваемым объектом. Результаты компьютерного моделирования выполнены в среде MatLab/Simulink для оценки работоспособности нейроконтроллера с прогнозированием при единичном ступенчатом управляющем воздействии. Приведен и проанализирован график сравнения системы управления объектом с нейрорегулятором и без него.

Ключевые слова: токарный станок, нейроконтроллер с прогнозированием, векторное управление, асинхронный двигатель

Для цитирования: Белов М. П., Кундюков О. А. Синтез системы управления асинхронным двигателем главного движения токарного станка с применением нейроконтроллера с прогнозированием // Изв. СПбГЭТУ «ЛЭТИ». 2022. Т. 15, № 3. С. 50–56. doi: 10.32603/2071-8985-2022-15-3-50-56.

Конфликт интересов. Авторы заявляют об отсутствии конфликта интересов.

Original article

Synthesis of a Control System for an Asynchronous Motor of the Main Movement of a Lathe Using a Neurocontroller with Prediction

M. P. Belov, O. A. Kundyukov✉

Saint Petersburg Electrotechnical University, Saint Petersburg, Russia

✉ kundyukov94@mail.ru

Abstract. The paper presents an analysis of the applications of neural network controllers for controlling various non-linear dynamic objects. A model of vector control of an asynchronous motor is constructed, taking into account the moment of inertia of the workpiece. A neural network controller with NN Predictive Controller was synthesized to control the drive of the main movement of a lathe in order to improve the dynamic characteristics of the machine drive. Recommendations are given for selecting the parameters of the neurocontroller to control the object under consideration. The results of computer simulation were performed in the MatLab/Simulink environment to assess the performance of the neurocontroller with prediction under a single step control action. A graph for comparing the control system of an object with and without a neuroregulator is presented and analyzed.

Keywords: lathe, predictive neurocontroller, vector control, asynchronous motor

For citation: Belov M. P., Kundyukov O. A. Synthesis of a Control System for an Asynchronous Motor of the Main Movement of a Lathe Using Neurocontroller with Prediction // LETI Transactions on Electrical Engineering & Computer Science. 2022. Vol. 15, no. 3. P. 50–56. doi: 10.32603/2071-8985-2022-15-3-50-56.

Conflict of interest. The authors declare no conflicts of interest.

В настоящее время одним из важных направлений развития в машиностроении является повышение качества, точности обработки деталей и энергоэффективности электроприводных систем металлообрабатывающих станков. Повышение этих показателей возможно в том числе благодаря развитию электроприводной техники, а также систем управления электроприводами.

К приводам главного движения металлообрабатывающих станков предъявляются различные технические требования, среди которых можно выделить высокую производительность, высокое быстродействие, значительный запас устойчивости, широкий диапазон регулирования скорости, обеспечение требуемых значений мощности, момента, скорости резания, высокую точность и плавность движений. Обеспечение вышеприведенных требований достигается, в частности, применением векторных систем управления с датчиками скорости с ПИД-регуляторами скорости, тока, потока сцепления.

В данной статье предлагается применение нейрорегулятора с предсказанием совместно с векторной системой управления приводом главного движения токарного металлообрабатывающего станка.

Цель статьи состоит в повышении динамических характеристик привода станка.

Возможность применения нейросетевых регуляторов в СУЭП – перспективное направление на сегодняшний день. Преимуществом нейронных сетей служит возможность обучения, которое заключается в нахождении коэффициентов связей между нейронами.

В [1] рассматривается двухмассовая электро-механическая система электропривода подачи токарного станка с использованием метода обобщенного нейроуправления с прогнозированием по алгоритму Ньютона–Рафсона. Методика алгоритма обобщенного нейроуправления с предсказанием основана на использовании эталонной модели для прогнозирования будущей траектории станка. Применение нейроконтроллера с предсказанием позволило обеспечить высокие динамические характеристики и улучшить точность перемещения исполнительного органа (суппорта) объекта исследования. Полученные результаты

доказывают эффективность применения нейроконтроллера для управления сложными нелинейными динамическими объектами.

В [2] применяется тот же контроллер, что и в [1]. Цель работы состоит в синтезе нейроконтроллера с предсказанием NN Predictive Controller в математической среде MatLab/Simulink для реализации задачи управления системой наведения и стабилизации вооружения легкобронированных машин при движении по пересеченной местности. Рассматриваемая система – двухмассовая, выполнена по принципу подчиненного регулирования, с контурами скорости и положения. Нейроконтроллер включен в контур скорости. Приведенные переходные процессы имеют высокие динамические характеристики. Оработка угла $\varphi_2 = 0.05$ рад происходит за время $t = 0.12$ с, перерегулирование составляет 1.03 %.

Нейроконтроллер с предсказанием используется для управления нелинейным динамическим объектом специального назначения в [3]. Объект представляет собой сложную двухмассовую электро-механическую систему, содержащую упругие элементы. Нейроконтроллер NN Predictive Controller включен на вход контура положения. Как видно из полученных графиков, переходные процессы в системе с учетом сухого трения при ступенчатом входном воздействии имеют достаточно высокие динамические характеристики. Угол $\varphi_2 = 0.05$ рад обрабатывается за время $t = 0.2$ с. Перерегулирование составляет 2.1 %.

Реализация регулятора скорости на основе искусственных нейронных сетей как альтернатива классическим методам управления приведена в [4]. В среде Simulink создана модель вентильного электропривода с нейрорегулятором на основе модели нелинейной авторегрессии со скользящим средним (Nonlinear Autoregressive-Moving Average – Narma-L2). Переходной процесс системы под управлением нейрорегулятора выходит на заданное значение с допустимой погрешностью (0.1 %). Также сокращается время переходного процесса и отсутствует перерегулирование по сравнению с ПИ-регулятором.

В [5] был рассмотрен синтез нейросетевого регулятора Narma-L2 для управления двухмассовой электро-механической системой привода по-

Табл. 1. Параметры двигателя и заготовки
Tab. 1. Motor and workpiece parameters

Параметр	Значение
Тип двигателя АДЧР160М4	–
Частота f , Гц	50
Число фаз m , шт.	3
Мощность двигателя P , кВт	11 000
Фазное напряжение $U_{1н}$, В	220
Линейное напряжение U_s , В	380
Синхронная скорость двигателя n_1 , об/мин	1500
Номинальная скорость двигателя n_2 , об/мин	1460
Число пар полюсов p	2
КПД η	0.88
Коэффициент мощности $\cos\phi$	0.85
Кратность пускового тока i_k	7.3
Кратность пускового момента m_k	2.2
Момент инерции двигателя $J_{дв}$, кг/м ²	0.045
Момент инерции заготовки $J_{мех}$, кг/м ²	0.023
Суммарный момент инерции J_{Σ} , кг/м ²	0.068

На рис. 1 приняты следующие обозначения: Ψ_{nom} – номинальное потокосцепление двигателя; $\text{Sig} \cdot T_1$ – постоянная времени двигателя; R_1 – сопротивление обмотки ротора; J – момент инерции двигателя и механизма; P – число пар полюсов двигателя; L_m – индуктивность контура намагничивания; T_2 – постоянная времени контура намагничивания; K_1, K_2 – безразмерные коэффициенты; $K_{пр}$ и $T_{пр}$ – коэффициент усиления и постоянная времени преобразователя частоты; K_{reg_I} и T_{reg_I} – коэффициент усиления и постоянная времени контура тока; K_{reg_psi} и T_{reg_psi} – коэффициент усиления и постоянная времени контура потокосцепления; T_{reg_M} – постоянная

времени контура момента; K_{reg_W} и T_{reg_W} – коэффициент усиления и постоянная времени контура угловой скорости.

Представленная модель выполнена по принципу подчиненного регулирования. Контур тока и потокосцепления настроены на оптимум по модулю. Контур скорости настроен на симметричный оптимум. В модели учитывается момент инерции заготовки. Моменты инерции остальных механических частей электропривода не учитываются, поскольку их влияние незначительно. Структурная схема стабилизации привода главного движения станка и нейрорегулятором с предсказанием представлена на рис. 2.

В субблоках АД1 и АД2 находятся одинаковые модели двигателя. Блок Zad формирует ступенчатое управляющее воздействие на нейрорегулятор.

Процедура синтеза нейрорегулятора станка выполняется активацией блока NN Predictive Controller. Первоначально в открывшемся окне Neural Network Predictive Control (рис. 3) необходимо нажать Plant Identification для определения параметров управляемого объекта. Окно идентификации объекта представлено на рис. 4. Это окно позволяет построить нейросетевую модель объекта с учетом различных параметров.

Предварительно необходимо создать файл с моделью управляемого объекта и загрузить его с помощью кнопки Browse. Параметры исследуемого объекта: размер скрытого слоя нейронов S ; временной интервал сбора данных Δt ; количество элементов запаздывания на входе и выходе модели N_i, N_j ; длина выборки для обучения, контроля

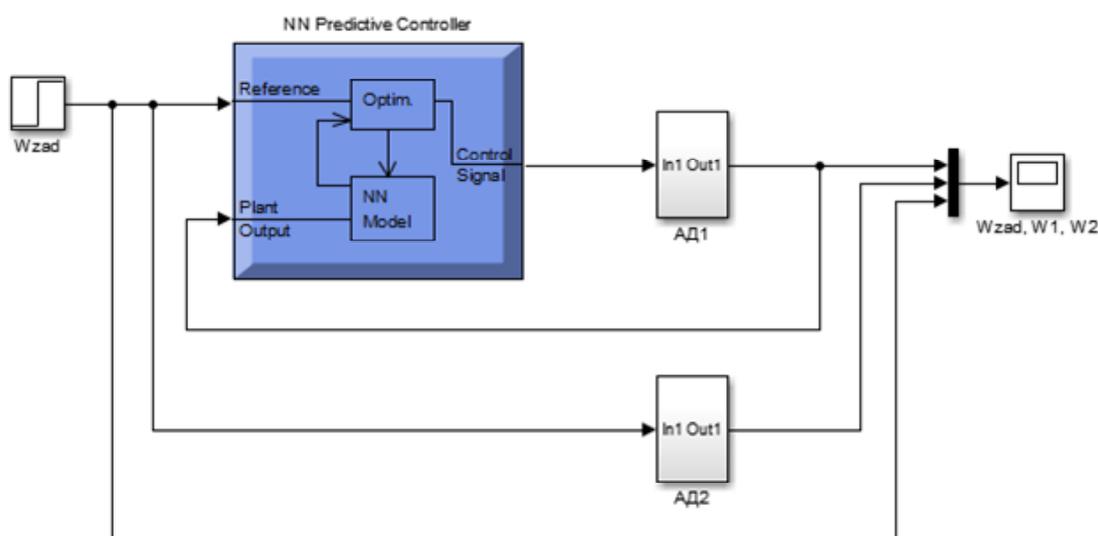


Рис. 2. Структурная схема стабилизации скорости привода главного движения
Fig. 2. Block diagram of the stabilization of the speed of the drive of the main movement

и тестирования N_B ; диапазон входного сигнала объекта; максимальный и минимальный интервалы идентификации t_{max} , t_{min} ; количество циклов обучения; обучающая функция. При необходимости ставятся галки для использования текущих весов нейронной сети (НС), использования 25 % данных для контроля НС и 25 % данных для тестирования НС.

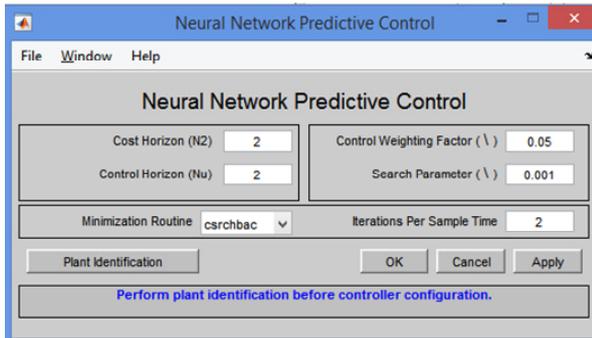


Рис. 3. Окно настройки параметров контроллера
Fig. 3. Controller Parameter Settings window

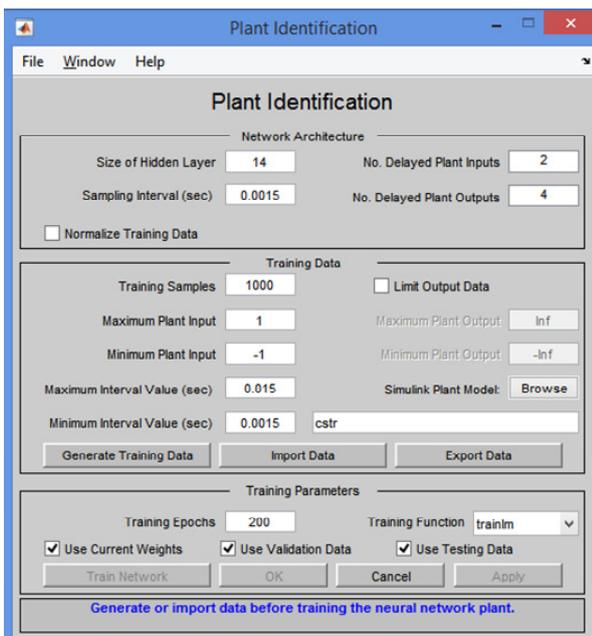


Рис. 4. Окно настройки параметров объекта
Fig. 4. The window for setting object parameters

После заполнения вышеперечисленных данных нажимается кнопка **Generate Training Data**, запускающая процесс тестирования объекта. В открывшемся окне после окончания тестирования нажимается кнопка **Accept Data**.

Далее в окне идентификации объекта запускается процесс обучения нейронной сети нажатием кнопки **Train Network**. После обучения нейронной сети нажимается **OK**.

В дальнейшем в окне **Neural Network Predictive Control** настраиваются параметры кон-

троллера: количество временных интервалов минимизации ошибки предсказания N_2 ; количество временных интервалов оценки мощности управления N_u ; выбор процедуры одномерного поиска; коэффициент веса для составляющей мощности управления p ; порог одномерного поиска показателя качества a ; количество итераций алгоритма оптимизации за 1 такт γ . После введения всех переменных завершается настройка **NN Predictive Controller** нажатием **OK**.

В ходе проделанной работы было выявлено, что параметры $p = 0.05$, $a = 0.001$, $\gamma = 2$ незначительно влияют на переходные процессы объекта.

Временной интервал сбора данных модели АД Δt связан с параметром длины выборки N_B и оказывает существенное влияние на переходной процесс. Это значение определяет ширину управляющего сигнала на выходе контроллера с предсказанием **Control signal**. Если $\Delta t \geq 0.015$ (время переходного процесса модели АД), то контроллер не успеет выработать такое управляющее воздействие, которое оптимизирует переходной процесс АД. Исходя из этого, параметр Δt выбирался на порядок меньше времени переходного процесса АД при единичном ступенчатом воздействии, то есть 0.0015. Если $\Delta t \leq 0.0015$, то необходимо увеличивать длину выборки N_B , что приведет к существенному увеличению тренировки нейронной сети объекта. При этом существенных изменений параметров переходных процессов не наблюдается.

Ограничение входного сигнала двигателя по скорости устанавливается с помощью диапазона входных сигналов объекта на уровне 1; -1.

Для получения представительной выборки необходимо правильно задать максимальное и минимальное значение интервала идентификации. Оптимальные значения для исследования объекта $t_{max} = 0.015$, $t_{min} = 0.0015$ устанавливались, исходя из времени переходного процесса модели АД. Минимальное значение устанавливается на порядок меньше времени переходного процесса, максимальное равно времени переходного процесса. В таком случае тренировочные данные будут содержать различные фазы динамики объекта исследования.

Один из важных вопросов идентификации АД – выбор количества нейронов внутреннего слоя нейронной сети S . Изменение количества нейронов влияет на показатели качества переходного процесса – быстродействие контура и пере-регулирование. Недостаточное количество S приве-

дет к неспособности нейронной сети выполнить поставленную задачу. Слишком большое значение S приведет к возрастанию объема вычислений во время тренировки нейросети. При малых значениях S нейросетевая модель двигателя может не справиться с поставленными задачами. Для поставленной задачи достаточно 14 нейронов.

Параметры N_i, N_j оказывают существенное влияние на качество переходных характеристик системы. При неправильном подборе коэффициентов возможно увеличение переходного процесса АД, а в некоторых случаях наблюдался такой же переходной процесс, как и без нейронного регулятора. Оптимальные значения для построения нейросетевой модели АД составляют $N_i = 2, N_j = 4 \div 6$.

При увеличении количества временных интервалов минимизации ошибки предсказания $N_2 > 2$ (наименьшее значение) сначала увеличивается перерегулирование и время переходного процесса. При дальнейшем увеличении коэффициента переходная характеристика системы значительно не меняется. Значение параметра N_2 в контроллере принято равным 2.

Увеличение количества временных интервалов оценки мощности управления N_u возможно при условии $N_2 \geq N_u$. Увеличение N_u не приводит к значительным изменениям переходного процесса. Значение параметра N_u в контроллере принято равным 2.

В качестве обучающей функции используется `trainlm`, процедура одномерного поиска – `csrgbas`.

Параметры нейроконтроллера с предсказанием, обеспечивающие наилучшие переходные процессы, представлены на рис. 3 и 4.

Полученные результаты моделирования представлены на рис. 5 (где W – угловая скорость двигателя). На рисунке представлены три графика, один из которых является заданием на входе систем АД и АД с нейрорегулятором (НР). В табл. 2 приводится сравнение переходных процессов.

Из графиков на рис. 5 и табл. 2 видно, что система автоматического поддержания скорости двигателя в сочетании с НР более быстродействующая. Время переходного процесса удалось сократить на 34 % по сравнению с моделью АД без НР. Кроме того, благодаря применению регулятора с предсказанием удалось сократить перерегулирование на 18 %.

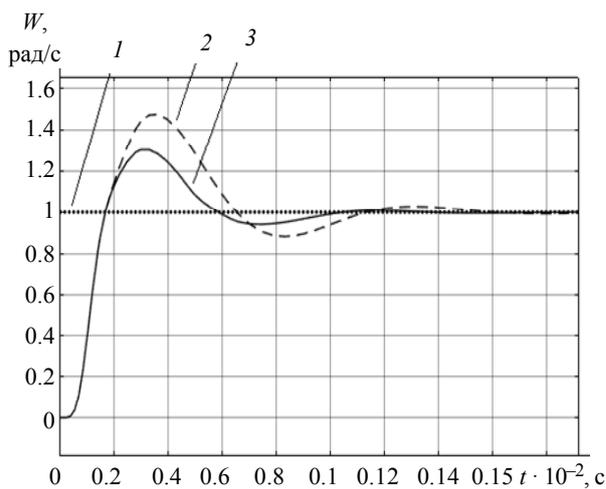


Рис. 5. Полученные результаты моделирования:
1 – задание; 2 – АД; 3 – АД с NN Predictive Controller
Fig. 5. The obtained simulation results:
1 – task; 2 – AD; 3 – AD with NN Predictive Controller

Табл. 2. Результаты моделирования
Tab. 2. Simulation results

Показатель	Тип системы	
	АД	АД с НР
Время регулирования t_p , с	0.0144	0.0095
Время нарастания t_n , с	0.0017	0.0017
Время достижения первого максимума t_m , с	0.0035	0.0030
Перерегулирование σ , %	48	30

Выводы. В статье выполнен синтез нейроконтроллера с предсказанием NN Predictive Controller с целью управления скоростью привода главного движения токарного станка с учетом моментов инерции двигателя и заготовки. Для решения этой задачи в статье приводится модель векторного управления АД в Simulink, как наиболее распространенная в подобных системах. Приведена процедура синтеза нейрорегулятора, состоящая из этапов идентификации объекта и настройки параметров. Приведен анализ параметров нейроконтроллера, их влияние на качество регулирования. В результате исследования можно сделать следующие выводы:

1. Алгоритм обобщенного управления с предсказанием может эффективно использоваться для управления приводом главного движения токарных металлообрабатывающих станков.
2. Разработанная нейросетевая модель объекта в среде MatLab/Simulink обеспечивает высокие динамические характеристики привода станка.

3. Удалось достигнуть лучших показателей качества переходного процесса по сравнению с классическим регулятором скорости, настроенным на симметричный оптимум.

4. Главный недостаток контроллера с предсказанием состоит в том, что процесс его обучения занимает длительное время.

Список литературы

1. Белов М. П., Носиров И. С., Фьонг Ч. Х. Исследование системы управления электроприводом подачи токарного станка с применением метода обобщенного нейрорегулятора с прогнозированием // Изв. СПбГЭТУ «ЛЭТИ». 2018. № 4. С. 73–80.

2. Кузнецов Б. И., Василец Т. Е., Варфоломеев А. А. Синтез нейроконтроллера с предсказанием для двухмассовой электромеханической системы // Электротехника і Електромеханіка. 2008. № 3. С. 27–32.

3. Кузнецов Б. И., Василец Т. Е., Варфоломеев А. А. Система управления нелинейным динамическим

объектом с нейрорегулятором NN Predictive Controller // Электротехника і Електромеханіка. 2009. № 2. С. 39–42.

4. Морев А. А., Лиходеев С. И. Регулирование скорости вентильного электропривода с применением искусственных нейронных сетей. Постулат. 2017. № 10. С. 12.

5. Белов М. П., Носиров И. С., Белов А. М. Синтез нейросетевого регулятора двухмассовой электромеханической системы привода подачи токарного станка // Изв. СПбГЭТУ «ЛЭТИ». 2018. № 8. С. 70–76.

Информация об авторах

Белов Михаил Петрович – д-р техн. наук, доцент, заведующий кафедрой робототехники и автоматизации производственных систем СПбГЭТУ «ЛЭТИ».

E-mail: milesa58@mail.ru

Кундюков Олег Анатольевич – аспирант кафедры робототехники и автоматизации производственных систем СПбГЭТУ «ЛЭТИ».

E-mail: kundyukov94@mail.ru

References

1. Belov M. P., Nosirov I. S., Fyong CH. H. Issledovanie sistemy upravleniya elektroprivodom podachi tokarnogo stanka s primeneniem metoda obobshchennogo nejroupravleniya s prognozirovaniem // Izv. SPbGETU «LETI». 2018. № 4. S. 73–80. (In Russ.).

2. Kuznecov B. I., Vasilec T. E., Varfolomeev A. A. Sintez nejrokontrollera s predskazaniem dlya dvuhmassovoj elektromekhanicheskoy sistemy // Elektrotehnika i Elektromekhanika. 2008. № 3. S. 27–32. (In Russ.).

3. Kuznecov B. I., Vasilec T. E., Varfolomeev A. A. Sistema upravleniya nelinejnym dinamicheskim ob'ektom s

nejroregulyatorom NN Predictive Controller // Elektrotehnika i Elektromekhanika. 2009. № 2. S. 39–42. (In Russ.).

4. Morev A. A., Lihodeev S. I. Regulirovanie skorosti ventil'nogo elektroprivoda s primeneniem iskusstvennyh nejronnyh setej. Postulat. 2017. № 10. S. 12. (In Russ.).

5. Belov M. P., Nosirov I. S., Belov A. M. Sintez nejrosetevogo reguljatora dvuhmassovoj elektromekhanicheskoy sistemy privoda podachi tokarnogo stanka // Izv. SPbGETU «LETI». 2018. № 8. S. 70–76. (In Russ.).

Information about the authors

Mikhail P. Belov – Dr Sci. (Eng.), Associate Professor, Head of the Department of Robotics and Automation of Production Systems of Saint Petersburg Electrotechnical University.

E-mail: milesa58@mail.ru

Oleg A. Kundyukov – postgraduate student of the Department of Robotics and Automation of Production Systems of Saint Petersburg Electrotechnical University.

E-mail: kundyukov94@mail.ru

Статья поступила в редакцию 16.02.2022; принята к публикации после рецензирования 25.02.2022; опубликована онлайн 30.03.2022.

Submitted 16.02.2022; accepted 25.02.2022; published online 30.03.2022.
