

УДК 621.333
DOI: 10.25206/1813-8225-2021-176-31-35

В. Н. АНОСОВ
В. М. КАВЕШНИКОВ
С. А. САИДОВ

Новосибирский государственный
технический университет,
г. Новосибирск

СИНТЕЗ НЕЙРОРЕГУЛЯТОРА МОЩНОСТИ В СИСТЕМЕ БЕЗДАТЧИКОВОГО ТЯГОВОГО ЭЛЕКТРОПРИВОДА

В работе решается задача синтеза регулятора мощности в системе тягового электропривода с помощью искусственных нейронных сетей.

Для управления транспортным средством и получения желаемого качества переходных процессов разработаны нейросетевые наблюдатели, которые позволяют по измерению косвенных параметров определять неизменяемые координаты системы. Для этого в данной работе используются динамические нейронные сети. При разработке нейросетевого наблюдателя использованы экспериментальные данные, полученные авторами на действующем транспортном средстве в реальных условиях эксплуатации.

Для проверки эффективности использования созданной искусственной нейронной сети было проведено моделирование объекта при случайном характере изменения питающего напряжения. Сравнительный анализ переходных процессов в системе с нейрорегулятором мощности и классическими регуляторами в системе подчиненного регулирования показывают достаточно высокую сходимость результатов.

Ключевые слова: транспортное средство, энергетические установки, искусственная нейронная сеть, синтез регуляторов, двигатель постоянного тока, оценка мощности.

Введение. Обеспечение требуемого качества регулирования технологическим процессом работы тягового электропривода транспортного средства — первоочередная задача, решение которой зависит от надлежащего функционирования системы управления. Существует много работ, посвященных управлению энергетическими установками транспортных средств [1–3], в которых не всегда учитываются особенности дорожной ситуации и характеристики ездового цикла. Так как в системе задействовано несколько взаимодействующих компонентов, использование такого подхода считается не удобным для управления тяговыми электродвигателями с комбинированными энергоустановками (КЭУ).

В работе [4] авторы рассмотрели возможности использования в системах управления энергетическими установками транспортного средства вычислительного интеллекта. Некоторыми авторами исследовалось применение генетических алгоритмов при настройках систем управления с нечеткой логикой [5, 6]. Из-за того, что генетические алгоритмы требуют большее время для поиска экстремума, их нецелесообразно использовать в системах реального времени и быстродействующих системах. В работе [7] применяется новый улучшенный алгоритм управления (180°), но его экономически выгодно использовать только в некоторых режимах работы тягового привода. Также было предложено использование искусственного интеллекта в системах

управлении транспортных средств [8, 9]. В работе [10] разработан метод нечеткой логики для систем управления электропривода с тяговыми двигателями и проанализированы динамические характеристики при моделировании систем с построенными и имеющими ПИ-регуляторами. Синтез регуляторов с применением нечетких технологий с желаемыми характеристиками, которые дают существенное улучшение статических и динамических характеристик в системах управления энергетическими установками, был проведен в [11]. Несмотря на все преимущества, у систем нечетких технологий имеется ряд недостатков:

- отсутствие стандартной методики конструирования нечетких технологий;
- нет возможности математического анализа нечетких технологий имеющимися способами;
- использование нечетких технологий, по сравнению с вероятностными, не дает улучшение точности расчетов;
- заданный набор правил создается оператором, что не всегда считается целесообразным, в некоторых случаях даже противоречивым;
- трудность формирования экспертом правил и функций принадлежности.

Совместное использование искусственных нейронных сетей и идентификации параметров в бездатчиковой системе управления электроприводом предложено в [12].

Постановка задачи. Искусственная нейронная сеть — это мощнейший параллельно работающий аппарат, состоящий из обычных составляющих для обработки информации, который, в конечном итоге, накапливает экспериментальные знания и предоставляет их для последующей обработки. Сходности нейронных сетей с мозгом можно объяснить следующими фактами:

- данные поступают из окружающей среды в нейронную сеть и применяются в процессе обучения;
- синаптический вес дает возможность накопить экспериментальные данные для обучения [13].

В теории автоматического управления рассматриваются системы с некоторым числом входов и некоторым числом выходов. Такие системы существуют в производстве, сфере обслуживания и транспорте. Теория автоматического управления рассматривает множество разных задач, доказываются теоремы, имеющие общее значение. Большинство задач, которые нам предстоит решать, называются задачами о синтезе систем управления. Существуют достаточно общие правила, которые позволяют из элементов с заданными свойствами построить системы, удовлетворяющие некоторым условиям. Другой интересной задачей в теории управления является задача идентификации; действуя на разные входы системы и наблюдая ее ответы, надо установить необходимый переходный процесс и выходной сигнал.

Искусственные нейронные сети (ИНС) занимают заметное место в современной технике и науке. С одной стороны, их изучают нейрофизиологи, биологи, врачи, с другой — все технические инженеры. На данный момент появилось множество статей и работ о «малых нейронных сетях» беспозвоночных, о нейронных сетях мозжечка и т. д. Также нейронные сети используют математики и кибернетики при решении задач.

Обучение этого подхода началось в теории автоматического управления и в данный момент рассма-

триваются возможности их использования для вычислений и для создания вычислительных машин. Вся эта биологическая и математическая проблематика интенсивно развивается в течение последних лет. ИНС это общая статистическая структура для моделирования апостериорных вероятностей с учетом набора выборок (входных и выходных данных).

Главным блоком искусственной нейронной сети является нейрон. Нейрон — это процессорная единица, которая имеет несколько (обычно более одного) входов и один или несколько выходов. Способность к обучению считается основным свойством нейрона. Для более эффективного выполнения поставленной задачи во время обучения ИНС производится настройка архитектуры и весов связей. При стандартных ситуациях ИНС сама может настроить вес связей по имеющейся выборке. Главное преимущество нейронной сети — это обучаться на выборках, которое делает нейронные сети более работоспособными по сравнению с аналоговыми системами, использующими определенные системы правил существования, предложенные экспертами.

Для понимания процесса, прежде всего, необходимо иметь схему системы или внешней среды, в которой будет функционировать ИНС, и нужно будет знать доступную для сети информацию. Кроме того нужно знать, как настраивать параметры нейронной сети и какие существуют способы обучения и управления процессом настройки. Обычно в алгоритмах обучения заложена процедура, в которой применяются способы обучения и настройки параметров ИНС.

Нейронные сети и построенные на их основе системы управления быстро развиваются в последнее время и считаются самыми перспективными способами развития систем с комбинированными энергоустановками. Интенсивное развитие нейронных сетей обусловлено их универсальностью, свойствами линеаризации, адаптивности, обучаемости, которые дают не только устойчивость при изменениях параметров объекта, но также заметно повышают быстродействие выполняемых операций за счет возможностей нейронных сетей к параллельной обработке информации.

Способы контролируемого обучения дают возможность синтезировать по экспериментальным данным модели сложных нелинейных объектов, также при существовании целей управления нейроконтроллеры обеспечивают оптимальное поведение объекта. Эффективность применения ИНС характеризуется устойчивостью, надежностью за счет избыточных элементов, а также применением скрытой информации об объекте. Нужно отметить еще немаловажный фактор при применении нейронных сетей — заметное улучшение таких показателей качества управления, как время переходного процесса, ошибка обучения в установившемся режиме, перерегулирование, число колебаний за время переходного процесса [14].

Требования, предъявляемые к регуляторам в системах управления транспортных средств, такие, как высокая точность, самонастройка параметров, адаптация и самообучение. Регулятор должен обеспечить требуемый распорядок работы системы, величину перерегулирования, желаемые статические и динамические характеристики. Электропривод имеет нелинейную систему, которая в конечном итоге затрудняет расчет параметров регуляторов, и отрицательно влияет на работу системы. Эту проблему можно решить, используя нейрорегулятор

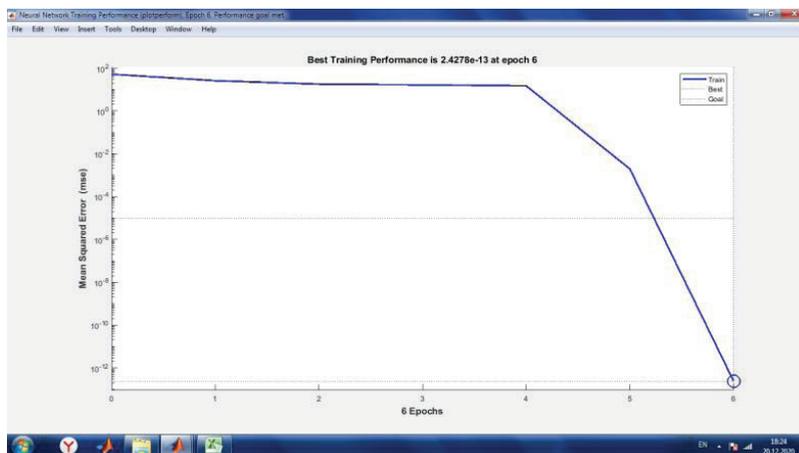


Рис. 1. Изменения ошибки в зависимости от числа выполненных циклов обучения

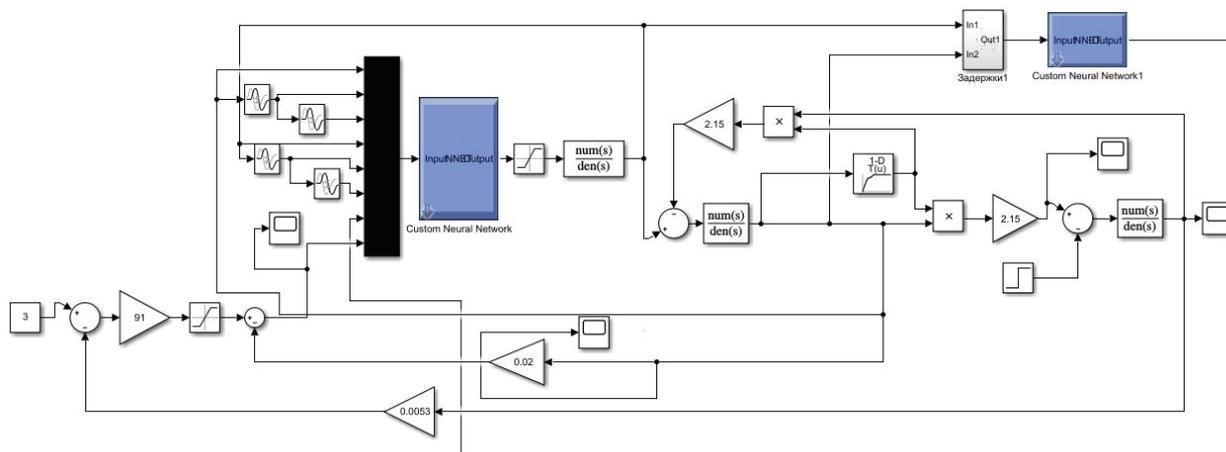
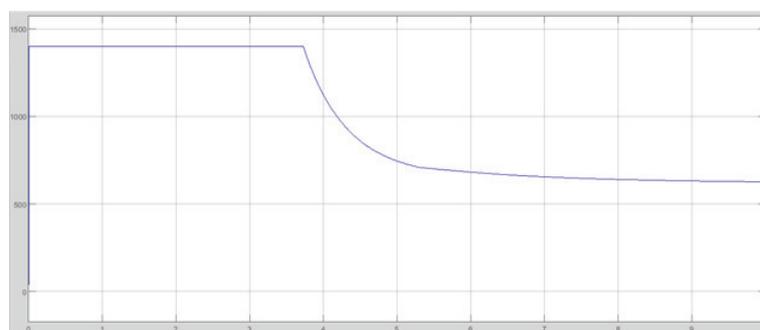
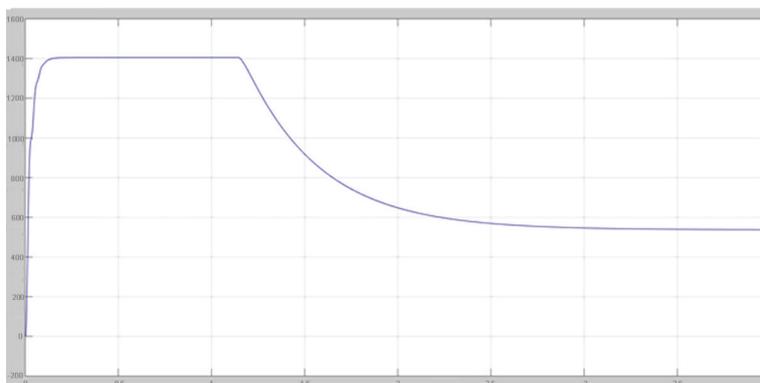


Рис. 2. Модель электропривода с ИНС для оценки мощности и нейрорегулятором

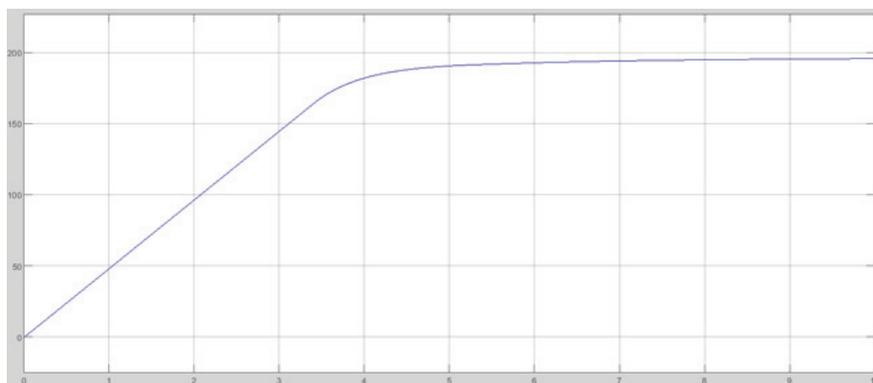


а)

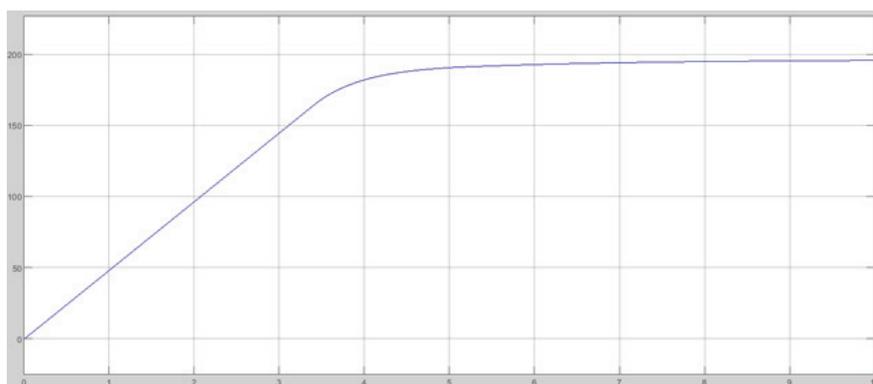


б)

Рис. 3. а) момент двигателя в СПР, б) момент двигателя в системе с нейрорегулятором

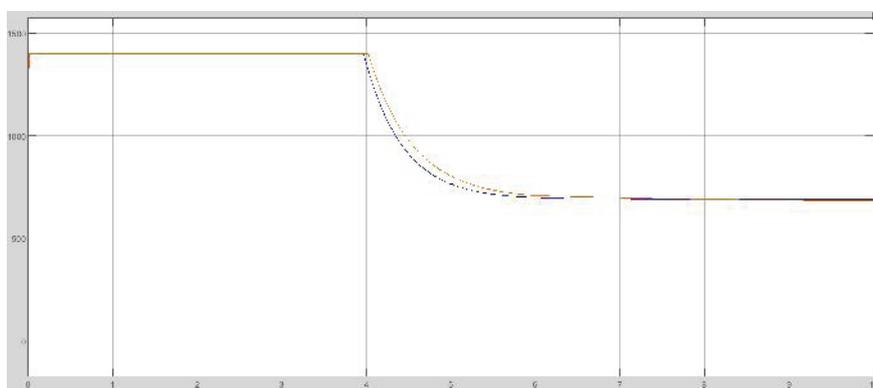


а)

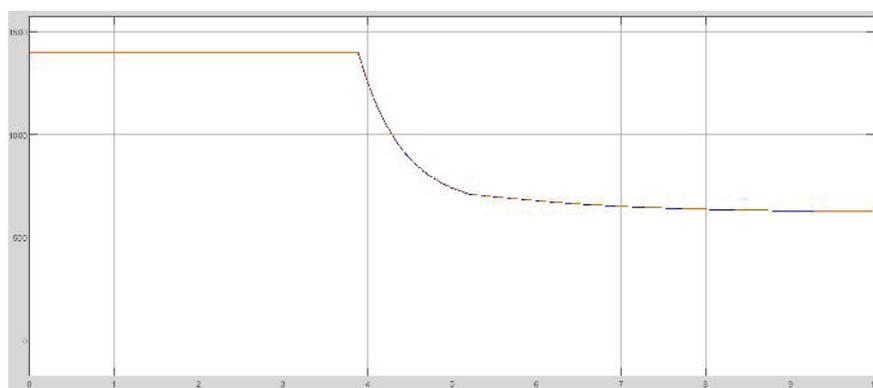


б)

Рис. 4. а) скорость двигателя в СПР,
б) скорость двигателя в системе с нейрорегулятором



а)



б)

Рис. 5. Сравнительный анализ переходных процессов: а) в системе СПР,
б) в системе с нейрорегулятором

ры, которые могут легко обучаться, подстраиваться и компенсировать нелинейные параметры электродвигателей. При синтезе нейрорегуляторов применяется эталонная модель, которая имеет желаемый переходный процесс и дает необходимый запас устойчивости, минимальную статическую ошибку, требуемое перерегулирование и желаемое время переходного процесса.

Синтез нейрорегулятора. В данной работе рассматривается синтез пропорционно-интегрального нейрорегулятора, который состоит из многослойной нейронной сети с прямой передачей сигнала и обратным распространением ошибки, состоящей из двух скрытых слоев и 21 нейрона. В качестве входных параметров задаются ток и напряжение с задержками ошибки и оценка мощности двигателя. Расчет оценки мощности подробно изложен в работе [15]. Результат обучения показывает, что ошибка равняется $2,4 \cdot 10^{-13}$, что говорит о правильности и работоспособности обученной сети (рис. 1). Для синтеза пропорционально-интегрального регулятора построена трехслойная нейронная сеть. В первом слое — 8 нейронов с единичной линейной функцией активации, во втором слое — 21 нейрон с функцией активации logsig ; в третьем слое — 1 нейрон с функцией активации purelin .

Модель электропривода с ИНС для оценки мощности и нейрорегулятором с использованием среды Matlab/Simulink показана на рис. 2. На рис. 3 и 4 приводятся переходные процессы в системе тягового электропривода транспортного средства с СПР и системе с нейрорегулятором мощности.

Проведён сравнительный анализ переходных процессов в системе с СПР и системе с нейрорегулятором, который показывает их идентичность. Кроме того, моделирование проводилось как с учетом, так и без учета нелинейного характера кривой намагничивания. Анализ показывает, что в системе с традиционными регуляторами учет нелинейности приводит к значительному изменению момента, максимальное отклонение момента составляет более 10 % (рис. 5. а). В системе с нейрорегулятором момент практически не изменяется (рис. 5. б). Таким образом, проведенные исследования подтверждают достоинства использования ИНС.

Заключение. Исследования, проведенные в работе, показывают целесообразность и эффективность использования ИНС при построении бездатчиковых систем тягового электропривода транспортных средств.

Библиографический список

1. Сивохин А. В. Искусственные нейронные сети. 2004. 136 с.
2. Danil V. Prokhorov. Toyota Prius HEV neurocontrol and diagnostics // *Neural Networks*. 2008. Vol. 21 (2-3). P. 458–465. DOI: 10.1016/j.neunet.2007.12.043.
3. Abdollahi Arezoo D., Nikravesh S. K., Menhaj M. B. An Intelligent Control Strategy in a Parallel Hybrid Vehicle // *Journal of Iranian Association of Electrical and Electronics Engineers*. 2007. Vol. 1, № 2. P. 43–52.
4. Kheir N. A. Emissions and fuel economy tradeoff for hybrid vehicles using fuzzy logic // *Mathematics and Computers in Simulation*. 2004. Vol. 66. P. 155–172. DOI: 10.1016/j.matcom.2003.11.007.
5. Rajagopalan A., Washington G., G. Rizzoni Y. Development of Fuzzy Logic and Neural Network Control and Advance Emissions Modeling for Parallel Hybrid Vehicles. 2003. DOI: 10.2172/15006009.
6. Dorri M. Design of an Optimal Control Strategy in a Parallel Hybrid Vehicle in Order to Simultaneously Reduce Fuel Consumption and Emissions // *SAE Technical*. 2011. DOI: 10.4271/2011-01-0894.
7. Сапсалаев А. В., Давыденко О. Б., Касаткина Е. Г., Саидов С. А. Электромагнитный момент вентильного двигателя с немагнитным якорем // *Электроприводы переменного тока (ЭППТ 2015)*; тр. XVI Междунар. науч.-техн. конф. 2015. С. 27–30.
8. Рудаков В. В., Столяров И. М., Дартау В. А. Асинхронные электроприводы с векторным управлением. Ленинград: Энергоатомиздат, 1987. 136 с.
9. Bimal K. Bose *Modern Power Electronics and AC Drives*. Prentice-Hall PTR, 2002. 738 p. ISBN 0-13-010743-6.
10. Ефремов И. С. Теория и расчет электрического оборудования подвижного состава городского электрического транспорта. Москва: Высшая школа, 1976. 480 с.
11. Аносов В. Н. Методы и средства повышения эффективности систем тягового электропривода автономных транспортных средств: дис. ... д-ра техн. наук. Новосибирск, 2008. 252 с.
12. Диаб А. А. З. Векторное управление асинхронными электроприводами на основе прогнозирующих моделей: дис. ... канд. техн. наук. Новосибирск, 2016. 175 с.
13. Саймон Хайкин. Научно-популярное издание. Нейронные сети: полный курс: пер. с англ. 2-е изд. Москва: Издат. дом Вильямс, 2006. 1104 с.
14. Матяшов Д. В. Синтез ПИД-регулятора для корректирования показателей качества линейной непрерывной системы автоматического управления // *Colloquium-Journal*. 2019. С. 115–121. DOI: 10.24411/2520-6990-2019-10875.
15. Аносов В. Н., Орел Е. О., Саидов А., Ярославцев М. В. Расчет оценки мощности тягового электропривода с помощью искусственных нейронных сетей // *Электропитание*. 2019. № 4. С. 42–50.

АНОСОВ Владимир Николаевич, доктор технических наук, доцент (Россия), профессор кафедры «Электропривод и автоматизация промышленных установок».

AuthorID (РИНЦ): 494767

AuthorID (SCOPUS): 6603901610

ResearcherID: Q-2444-2015

Адрес для переписки: anosovvn@gmail.com

КАВЕШНИКОВ Владимир Михайлович, кандидат технических наук, доцент (Россия), доцент кафедры «Электропривод и автоматизация промышленных установок».

AuthorID (РИНЦ): 494774

ORCID: 0000-0002-1427-0971

AuthorID (SCOPUS): 6505818862

Адрес для переписки: vldi@yandex.ru

САИДОВ Сахбон Алиевич, аспирант кафедры «Электропривод и автоматизация промышленных установок».

SPIN-код: 3938-2263

AuthorID (РИНЦ): 1055458

Адрес для переписки: st06798_1992@mail.ru

Для цитирования

Аносов В. Н., Кавешников В. М., Саидов С. А. Синтез нейрорегулятора мощности в системе бездатчикового тягового электропривода // *Омский научный вестник*. 2021. № 2 (176). С. 31–35. DOI: 10.25206/1813-8225-2021-176-31-35.

Статья поступила в редакцию 14.01.2021 г.

© В. Н. Аносов, В. М. Кавешников, С. А. Саидов