

Сенцов Е.В., Мещеряков В.Н.

Липецкий государственный технический университет

СОЗДАНИЕ НЕЙРОСЕТЕВОГО НАБЛЮДАТЕЛЯ СКОРОСТИ ДЛЯ ПОВЫШЕНИЯ ДИНАМИЧЕСКОЙ СТАБИЛЬНОСТИ СИСТЕМЫ ВЕКТОРНОГО БЕЗДАТЧИКОВОГО УПРАВЛЕНИЯ

В работе рассматривается вопрос влияния показаний наблюдателей скорости на систему векторного управления асинхронным двигателем. Приведена классификация применяемых методов бездатчикового управления. Осуществлен анализ преимуществ и недостатков наиболее распространенных структур построения наблюдателей скорости. Разработаны и созданы математические модели отдельных наблюдателей в программном пакете *Matlab Simulink*. Проведены испытания работы полученных моделей в различных режимах, получены данные о динамике работы привода. Сделаны выводы о работе наблюдателей, основанных на классическом математическом аппарате, в ситуациях, связанных с изменением каких-либо параметров управляемого объекта. В качестве инструмента, способного нивелировать недостатки классических наблюдателей, рассматривается концепция нейросетей. Проведен анализ нейроструктур, подходящих для задач управления сложными динамическими объектами. В качестве нейрорегулятора применен элемент библиотеки *Neural Network Toolbox (Deep Learning Toolbox) – Predictive Controller*. Построена модель с использованием нейроструктуры в качестве наблюдателя. Детально описан процесс интеграции данных и наладки параметров нейросети. Проведено исследование поведения полученной системы управления в динамических режимах. В рамках исследования поведения системы векторного управления разработан механизм адаптации, учитывающий преимущества и недостатки двух различных подходов к реализации определения скорости, для создания модели с комбинированной структурой наблюдателя. Получена модель с комбинированной структурой наблюдателя на основе нейронной сети и классического наблюдателя. Проведены исследования поведения полученной системы управления в различных имитационных режимах.

Ключевые слова: моделирование, регулируемый электропривод, система управления, векторное управление, асинхронный двигатель, Predictive controller, наблюдатели, бездатчиковое векторное управление, обучение, нейронные сети.

ВВЕДЕНИЕ

Для проектирования и разработки замкнутых систем управления электроприводами требуется иметь информацию о текущих значениях скорости электродвигателя. Эти данные подлежат обработке в канале отрицательной обратной связи, который организует на входном участке системы управления сравнение показаний задания на скорость и реальной скорости двигателя.

Для подавляющего большинства существующих на сегодняшний день систем регулируемого электропривода применяются различные датчики скорости, имеющие связь с валом двигателя и представляющие собой устройство, преобразующее показания скорости вращения вала в дискретный либо аналоговый сигнал, регистрируемый в системе управления [1].

Совокупность тенденций к повышению надежности систем электроприводов, их удешевлению, а также ряд объектов, где прямое измерение с помощью датчика является невозможным, приводит к определению и разработке способов бездатчикового определения скорости. Такая оценка данных скорости возможна при непрямом определении требуемой величины через другие, уже известные по другим измерениям данные. Как правило, это выходное напряжение инвертора (каждой из фаз), ток и напряжение статора.

С точки зрения схемотехники такой подход означает передачу электронной части системы функций, которые ранее выполнялись вращающимся датчиком [2].

Теоретически такое техническое решение должно приводить к существенному усложнению системы управления, понижению её быстродействия, что также влечет за собой повышение стоимости всего электропривода. Однако текущий прогресс микропроцессор-

ной техники позволяет реализовать подобные системы управления без какого-либо ущерба для скорости обработки данных системой управления и без нежелательного роста цены объекта [3].

Также это позволяет не учитывать необходимость в протяженных трассах проводов, осуществляющих питание и обмен информацией с датчиком скорости, из-за технологических особенностей расположенного в значительном удалении от устройств системы управления [4, 5].

Необходимо отметить, что при создании таких бездатчиковых систем требуется применение специализированных математических объектов, которые называют наблюдателями состояния (наблюдателями). Показатели функционирования наблюдателей зависят от качества задания параметров модели двигателя, точности осуществляемого измерения напряжений и токов, принципа организации самого наблюдателя и многих иных параметров [6, 7].

Рассмотрим группы наиболее распространенных структур для применения в системах управления электроприводами.

В первую группу относят структуры, называемые непрямыми измерителями положения. Данные наблюдатели основаны на информации о конструктивных особенностях электродвигателя, здесь для оценки положения ротора требуются данные магнитной неоднородности свойств двигателя, а также используют информацию, получаемую из кривой намагничивания двигателя. К данной группе также относят структуры, в которых применяется метод высокочастотной инжекции, когда инвертор производит сигналы высокой частоты, по реакции на которые определяется физическое положение ротора. Тем не менее для такого подхода характерен повышенный уровень шума и дополнительные потери [6, 8].

Ко второй группе методов построения наблюдателей относятся измерители ошибки ориентирования. Принцип работы таких наблюдателей основан на нахождении положения вращающейся системы координат посредством анализа внутренних сигналов системы управления, которые находятся в зависимости от её ошибки ориентирования. Отличительной особенностью наблюдателей второй группы является отсутствие корректной работы в зоне низких скоростей и относительно низкий показатель совокупного быстродействия системы, основанной на такой структуре [6, 7, 9].

Третью группу наблюдателей составляют системы, где определение требуемых неизвестных данных осуществляется посредством обработки показаний модели электромагнитных процессов, происходящих в двигателе (как правило, применяется либо модель ротора, либо модель статора). В этом подходе для корректной работы модели применяются полученные в ходе измерений значения напряжений и токов [4, 6, 10].

К четвертой группе относят адаптивные наблюдатели, основанные на эталонной модели. Структура наблюдателя представляет собой связь модели происходящих в двигателе электромагнитных процессов (не зависит от показаний скорости, эталонной) и модели, находящейся в зависимости от показаний скорости и предназначенной для определения показаний требуемого параметра (адаптивной). Данными для работы первой, эталонной модели служат измеренные значения токов и напряжений. Также в таких структурах присутствует механизм адаптации, обеспечивающий регуляцию показаний двух внутренних моделей [6, 11, 12].

Пятую группу составляет набор подходов, основанных на применении фильтра Калмана. Фильтр Калмана – это линейная адаптивная структура рекурсивного типа, которой для получения текущих данных необходима информация о предыдущем состоянии объекта анализа. Как правило, эту структуру интегрируют таким образом, чтобы осуществлять отслеживание вектора состояния системы при наличии внешних возмущающих воздействий. К недостаткам данного метода можно отнести очень сложную настройку структуры наблюдателя, излишнее число математических операций и преобразований. Основное преимущество такой системы – возможность оценки широкого количества переменных состояния и определённая устойчивость к случайным помехам [6, 13–15].

В шестую группу объединяют семейство структур наблюдателей полного порядка. Ключевым отличием от других групп является математическое представление структур таких наблюдателей, как системы дифференциальных уравнений. Функционирование наблюдателей такого типа представляет собой процесс нахождения текущих параметров состояния электродвигателя и дальнейшего определения величины скорости вращения ротора. Для этого используется специальный адаптационный механизм, реализуемый как произведение токовой ошибки на величину потокосцепления ротора и дальнейшее приведение полученного произведения к нулю с помощью ПИ-регулятора [6, 16, 17].

Отдельным классом характеризуются разработки с использованием нейросетей.

В сложных динамических системах, при наличии хаотических помех и воздействий на объект регулирования,

когда решений, основанных на традиционном математическом аппарате, недостаточно, нейронные сети выступают подходящим инструментом для уменьшения негативных влияний на систему управления. Широко распространена концепция применения нейросетевых и нейронечетких структур в системах управления, где необходимо обеспечивать широкий диапазон изменений механических параметров и режимов работы привода. Зачастую классические системы управления с линейными регуляторами не способны обеспечить должное быстродействие и точность определения параметров для условий, указанных выше [18–23].

Одной из ключевых особенностей нейронной сети является её способность к обучению. Этот аспект применяется для обработки массивов величин, технологий машинного зрения (распознавания изображений), прогнозирования будущих событий и отклонений, классификации данных и оценки корректности решений.

Основой функционирования нейронной сети является связь между её отдельными элементами, объединяемыми в слои, – нейронами. Связи между отдельными нейронами и слоями имеют свои качественные характеристики, называемые весами.

Для выполнения процедуры обучения нейронной сети необходимо составить корректные обучающие выборки данных (массивы или модель в реальном времени). При этом происходит автоматическая калибровка весов структуры, до тех пор, пока сеть не начинает удовлетворять поставленным задачам [24–25].

Обобщая вышесказанное, применение нейросетевых элементов в структуре математических наблюдателей может позволить компенсировать определенные их недостатки.

КЛАССИЧЕСКИЕ НАБЛЮДАТЕЛИ СКОРОСТИ

Наблюдатели скорости, основанные на классическом математическом аппарате, так называемые неадаптивные, при функционировании которых определение величин производится при помощи математического описания асинхронного двигателя в неподвижной системе координат, являются наиболее простым типом наблюдателей.

Подробный процесс разработки и создания модели, а также исследование ее поведения приведен в [24, 26, 27]. Отметим для наглядности только полученные данные. На **рис. 1** показаны характеристики переходного процесса системы векторного управления с неадаптивным наблюдателем скорости для имитационного режима нагрева, в **табл. 1** приведены данные показаний наблюдателя.

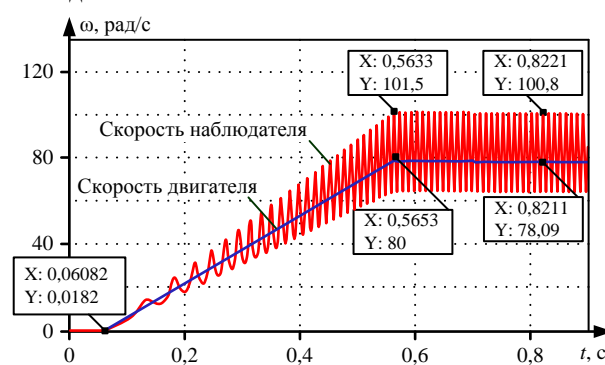


Рис. 1. Динамика скорости в имитационном режиме нагрева

Таблица 1
Показания неадаптивного наблюдателя
в имитационном режиме нагрева

$R_{\text{ротора}}, \text{Ом}$	$R_{\text{статора}}, \text{Ом}$	$\Delta\omega, \text{рад/с}$
0,0309	0,0336	0
0,032445	0,03528	9
0,03399	0,03696	16,8
0,035535	0,03864	30
0,03708	0,04032	35,8

При анализе полученных данных четко прослеживается тенденция роста ошибки показаний наблюдателя при повышении температуры обмоток. Такого рода данные, будучи примененными в канале обратной связи по скорости, ведут к нарушению совокупной стабильности системы управления, поскольку внутренние регуляторы будут стремиться компенсировать рассогласование с заданным значением, что приводит к еще большему падению стабильности системы.

Также, учитывая особенности данного вида наблюдателей, необходимо отметить влияние качества полученных показаний скорости на возникновение на внутренних интеграторах наблюдателя избыточных величин, что также отрицательно влияет на надежность системы.

СОЗДАНИЕ НАБЛЮДАТЕЛЯ НА ОСНОВЕ НЕЙРОННОЙ СЕТИ

В качестве инструмента для создания математических структур нейронных сетей используется прикладной программный пакет *Matlab Simulink*, в частности его приложение *Deep Learning Toolbox*. Встроенный функционал позволяет проектировать, создавать и обучать нейронные сети, а также компилировать полученные модели в машинный код для дальнейшей интеграции в систему автоматизации.

В *DLT* содержится два глобальных раздела нейросетевых структур: контролируемые нейросети (где для обучения необходим учитель) и неконтролируемые (где необходимость в учителе отсутствует).

Все сети имеют модульную структуру, что позволяет разработать собственную уникальную архитектуру под конкретные задачи [28].

В ряде представленных в программном пакете *Deep Learning Toolbox* нейрообъектов можно выделить *Predictive controller* – регулятор с предиктивным (прогнозирующим) управлением.

Принцип работы такого регулятора можно сформулировать следующим образом: с помощью нейросетевой модели обработки данных производится прогнозирование возможных реакций объекта управления на как можно более широкий диапазон управляющих сигналов, после этого в работу включается специальный адаптационный механизм, который осуществляет определение сигналов управления, которые, в свою очередь, служат для оптимизации грядущих данных модели объекта управления.

Регулятор как объект библиотеки *Deep Learning Toolbox* представлен на **рис. 2**, его внутренняя структурная схема – на **рис. 3**.

Для начала обучения необходимо задать соответствующий обучающий массив данных. Затем определяется архитектура нейронной сети (**рис. 4**), настраиваются параметры ограничения входных и выходных значений, временные расчетные интервалы и количество генерируемых циклов (**рис. 5**).

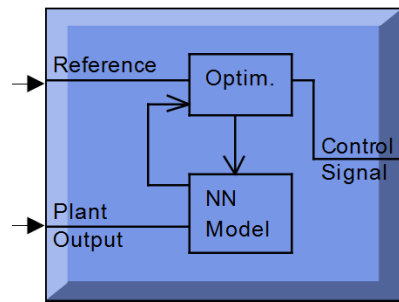


Рис. 2. Элемент Matlab Predictive Controller

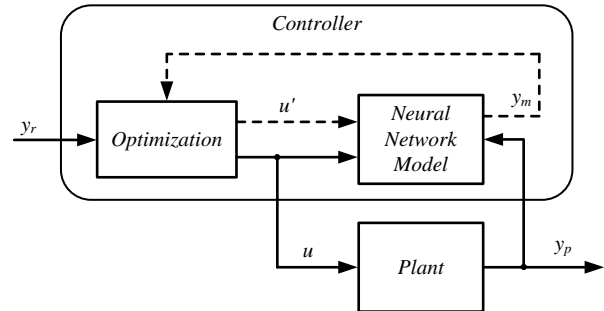


Рис. 3. Структурная схема регулятора с предупреждением

Рис. 4. Настройки архитектуры

Рис. 5. Настройки обучающих данных

Далее задаются параметры выбранной функции обучения и количество циклов (**рис. 6**).

Далее производится генерация обучающей выборки и обучение нейронной сети в соответствии с заданными параметрами (**рис. 7**). При корректном выполнении обучающего массива появляется следующий статус (**рис. 8**).

Далее производим обучение нейросети. В данной работе применяется математическая функция *trainlm*, которая основана на методе Левенберга – Маркара, позволяющем произвести прецизионное обучение нейронной сети (**рис. 9**).

Рис. 6. Настройки обучающих данных

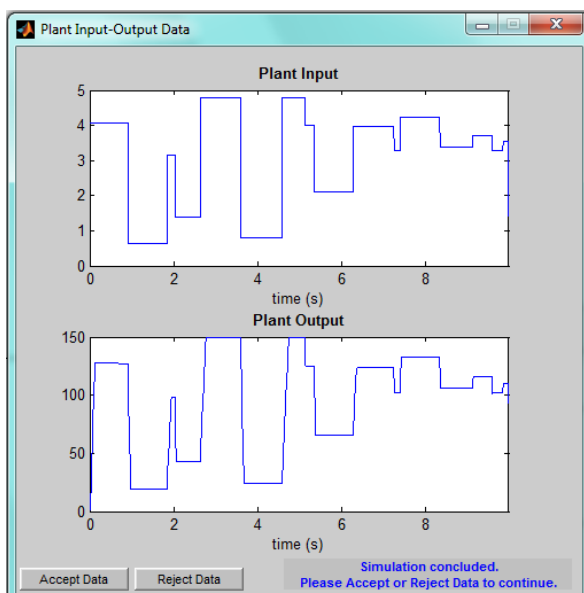


Рис. 7. Полученная выборка данных для обучения

Your training data set has 1000 samples.
You can now train the network.

Рис. 8. Корректный статус полученных данных для обучения

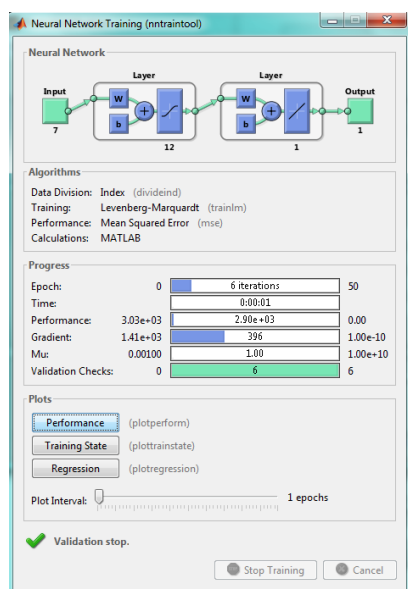


Рис. 9. Показатели обученной нейроструктуры

Необходимо отдельно отметить у данного нейроконтроллера наличие специального программного интерфейса для настройки рабочих характеристик и весов структуры *Predictive* регулятора. В этом окне необходимо задать требуемые параметры системы (рис. 10).

Полученный нейрорегулятор может быть применен в сложных системах управления электроприводами в качестве структуры наблюдателя скорости. Далее проведем исследование наблюдателя на основе *Predictive Controller* на динамическую устойчивость в различных режимах работы электропривода.

Отследим динамические показатели полученного нейроструктурного наблюдателя при проведении исследовательского режима повышения температуры статорной и роторной обмоток двигателя вплоть до

125%, начиная от нормальных показаний нагрева в 100%, с шагом в 5%. На рис. 11 приведена полученная характеристика динамики изменения скорости для системы с датчиком скорости, неадаптивным наблюдателем скорости и нейросетевым наблюдателем скорости при показателях сопротивления обмоток в 1,25 от номинальных параметров.

Для полноты картины проведем исследовательский режим межвитковых замыканий обмотки статора. Полученные сравнительные результаты для системы с датчиком скорости, неадаптивным наблюдателем скорости и нейросетевым наблюдателем скорости приведены на рис. 12.

Обобщим полученные данные исследовательского режима нагрева, соответствующих изменений параметров и полученные ошибки показаний нейросетевого наблюдателя в табл. 2.

Аналогично для второго режима данные приведены в табл. 3.

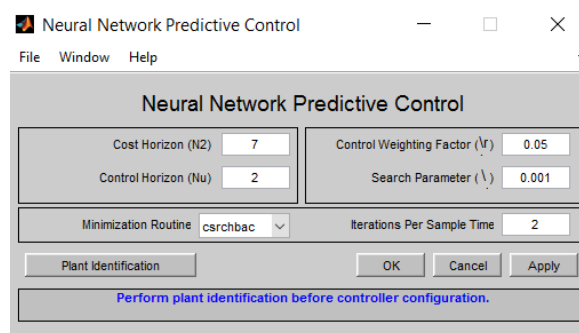


Рис. 10. Интерфейс пользователя регулятора с предупреждением

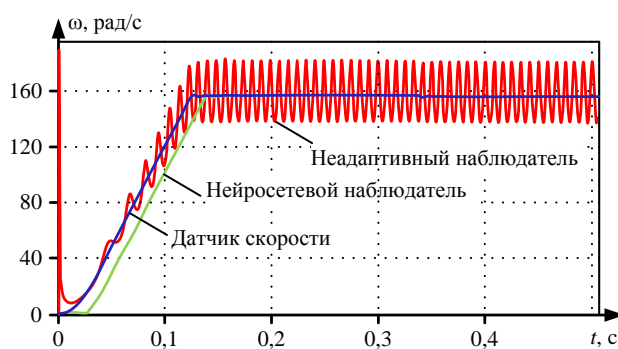


Рис. 11. Динамика скорости при имитационном режиме нагрева

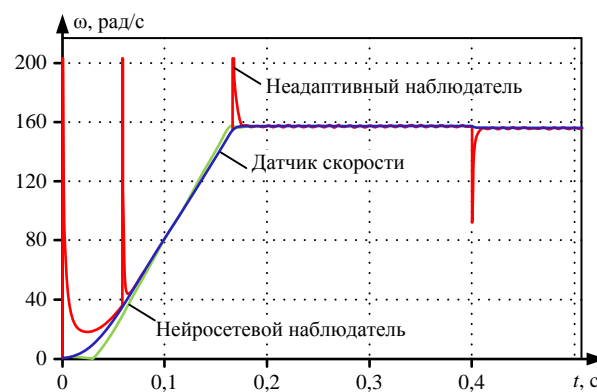


Рис. 12. Динамика скорости при имитационном режиме межвитковых замыканий

Таблица 2

Показания наблюдателя скорости в режиме нагрева

$R_{\text{ротора}}, \text{Ом}$	$R_{\text{статора}}, \text{Ом}$	$\Delta\omega, \%$
0,0309	0,0336	0
0,032445	0,03528	$1,88 \cdot 10^{-6}$
0,03399	0,03696	$1,94 \cdot 10^{-6}$
0,035535	0,03864	$1,99 \cdot 10^{-6}$
0,03708	0,04032	$2,05 \cdot 10^{-6}$
0,038625	0,042	$2,11 \cdot 10^{-6}$

Таблица 3

Показания наблюдателя скорости
в режиме межвитковых замыканий

$L_{\text{намагничивания}}, \text{Гн}$	$L_{\text{статора}}, \text{Гн}$	$\Delta\omega, \%$
0,023716	0,023655	$2,2 \cdot 10^{-4}$
0,023232	0,02241	$2,28 \cdot 10^{-4}$
0,022748	0,021165	$3,1 \cdot 10^{-4}$
0,022264	0,01992	$4,78 \cdot 10^{-4}$

При анализе полученных данных четко прослеживается тенденция качественного повышения точности системы управления с нейросетевым наблюдателем, по сравнению с системой с наблюдателем классическим. Также, основываясь на характеристиках, делается вывод о существенном росте динамической стабильности.

ЗАКЛЮЧЕНИЕ

Обобщая полученные результаты, можно сделать вывод о дальнейших серьезных перспективах применения нейросетевого подхода в концепции бездатчикового управления.

Анализируя характеристики, присущие полученному с использованием нейросетей наблюдателю, делается вывод о качественно возросших показателях системы управления. Также нейросетевой подход смог практически полностью компенсировать недостатки, характерные для наблюдателя, основанного на классическом математическом аппарате: низкую устойчивость к внешним динамическим воздействиям и шумам, критически неустойчивую работу в зоне низких скоростей, большую колебательность и длительность переходных процессов, а также неудовлетворительную точность статических характеристик.

Вариантом дальнейшего развития темы работы служит разработка расширенной модели нейросетевого наблюдателя с нейроструктурами, ориентированными на оценку различных параметров. Такой подход позволит сохранить преимущества, упомянутые ранее, с расширением функционала наблюдателя и возможностей системы управления, а также теоретически позволит отказаться не только от датчика скорости, но и от некоторых других датчиков параметров электропривода.

СПИСОК ЛИТЕРАТУРЫ

1. Сенцов Е.В., Мещеряков В.Н. Разработка адаптивного наблюдателя скорости векторного управления // Применение и развитие нейросетевого моделирования для решения фундаментальных задач в науке и технике: материалы Международной молодежной научно-практической конференции, Новочеркасск, 03–04 декабря 2018 года. Новочеркасск: ООО «Лик», 2018. С. 36–47.

2. Соколовский Г.Г. Электроприводы переменного тока с частотным управлением. М.: Академия, 2006. 256 с.
3. Новиков В.А., Савва С.В., Татаринцев Н.И. Электропривод в современных технологиях: учебник для студентов вузов. М.: Академия, 2014. 400 с.
4. Калачев Ю.Н. Векторное регулирование (заметки практики): методическое пособие. М.: ЭФО, 2013. 63 с.
5. Анучин А.С. Системы управления электроприводов: учебник для вузов. М.: Издательский дом МЭИ, 2015. 373 с.
6. Калачев Ю.Н. Наблюдатели состояния в векторном электроприводе (записки дилетанта). М., 2015. 60 с.
7. Виноградов А.Б. Векторное управление электроприводами переменного тока. Иваново: ГОУ ВПО «Ивановский государственный энергетический университет имени В.И. Ленина», 2008. 98 с.
8. Терехов В.М., Осипов О.И. Системы управления электроприводов: учебник для студ. высш. учеб. заведений. М.: Издательский центр «Академия», 2005. 304 с.
9. Исаков А.С. Реализация наблюдателя состояний асинхронного двигателя с короткозамкнутым ротором в бездатчиковой системе векторного управления // Научно-технический вестник СПбГУ ИТМО. 2007. № 38. С. 280–286.
10. Усольцев А.А. Частотное управление асинхронными двигателями: учебное пособие. СПб.: СПбГУ ИТМО, 2006. 94 с.
11. Виноградов А., Сибирцев А., Колодин И. Адаптивно-векторная система управления бездатчикового асинхронного электропривода серии ЭПВ // Силовая электроника. 2006. №3. С. 50–55.
12. Панкратов В.В., Котин Д.А. Адаптивные алгоритмы бездатчикового векторного управления асинхронными электроприводами подъемно-транспортных механизмов: учебное пособие. Новосибирск: НГТУ, 2012. 143 с.
13. Москаленко В.В. Электрический привод: учебное пособие для сред. проф. образования. М.: Издательский центр «Академия», 2004. 368 с.
14. Исследование параметрической робастности бездатчикового векторного асинхронного электропривода с идентификатором Калмана // С.В. Ланграф, А.С. Глазырин, Т.А. Глазырина, К.С. Афанасьев, В.В. Тимошкин // Известия ТПУ. 2010. Т. 317, № 4. С. 120–123.
15. Глазырин А.С. Бездатчиковое управление асинхронным электроприводом с синергетическим регулятором // Известия Томского политехнического университета. 2012. Т. 321, №4. С. 107–111.
16. Афанасьев К.С. Разработка наблюдателя состояния для асинхронного электропривода с повышенной параметрической робастностью: дис. ... канд. тех. наук: 05.09.03 / Афанасьев Кирилл Сергеевич. Томск, 2015.
17. Вейнмейстер А.В. Косвенное измерение скорости вращения в электроприводе с асинхронным двигателем на основе идентификатора состояния: автореф. дис. ... канд. тех. наук: 05.09.03 / Вейнмейстер Андрей Викторович. СПб., 2013.
18. Мещерякова О.В., Шишлин Д.И., Мещеряков В.Н. Применение нейронных сетей в промышленных агрегатах // Материалы XII международной научно-практической интернет-конференции: Энерго- и ресурсосбережение - XXI век. Орел: ОГУ, 2016. С. 243–245.
19. Raja M.A.Z., Abbas S., Syam M.I., Wazwaz A.W. Design of Neuro-Evolutionary Model for Solving Nonlinear Singularly Perturbed Boundary Value Problems // Applied Soft Computing. 2018. Vol. 62. Pp. 373–394. doi: 10.1016/j.asoc.2017.11.002
20. Fiser J., Sitek P., Vyhldal T. Neutral PID Control Loop Investigated in Terms of Similarity Theory // IFAC-Papersonline. 2018. Vol. 51. No. 14. Pp. 212–217. doi: 10.1016/j.ifacol.2018.07.225
21. Vila J.-P., Wagner V. Predictive Neuro-Control of Uncertain Systems: Design and Use of a Neuro-Optimizer // Auto-

- maticе. 2003. Vol. 39. No. 5. Pp. 767-777. doi: 10.1016/S0005-1098(03)00005-0
22. Sinyukova T.V., Sentsov E.V., Sinyukov A.V. Neural Network Speed Observers // 1st International Conference on Control Systems, Mathematical Modelling, Automation and Energy Efficiency (SUMMA), Lipetsk, Russia. 2019. Pp. 320-324. doi: 10.1109/SUMMA48161.2019.8947484
 23. Shihabudheen K.V., Pillai G.N. Recent Advances in Neuro-Fuzzy System: A Survey // Knowledge-Based Systems. 2018. Vol. 152. Pp. 136-162. doi: 10.1016/j.knsys.2018.04.014
 24. A Model for Predicting Wind Speed and the Probability of a Wind Gust / V.V. Dotsenko, E.V. Sentsov, A.M. Litvinenko, V.N. Mesherekov, S. Valtchev // Proceedings 3rd International Conference on Control Systems, Mathematical Modeling, Automation and Energy Efficiency (SUMMA), Lipetsk, Russia. 2021. Pp. 576-579. doi: 10.1109/SUMMA53307.2021.9632142
 25. Kubota H., Matsuse K., Nakano T. DSP-Based Speed Adaptive Flux Observer of Induction Motor // IEEE Trans. Ind. Appl. 1993. Vol. 29. No. 2. Pp. 344-348. doi: 10.1109/28.216542
 26. Синюкова Т.В., Сенцов Е.В. Синтез идентификаторов частоты вращения ротора асинхронного двигателя, основанных на концепции NN // Приборы и системы. Управление, контроль, диагностика. 2019. № 9. С. 13-20. doi: 10.25791/pribor.09.2019.870
 27. Сенцов Е.В. Нейросетевые наблюдатели скорости асинхронного двигателя // Тенденции развития современной науки: сборник трудов научно-практической конференции студентов и аспирантов Липецкого государственного технического университета, Липецк. 2021. С. 109-113.
 28. Sentsov E.V., Mesherekov V.N. Synthesis of a neuroregulator with predictive control of the electric drive of the actuators of technological units of metallurgical production // 18th International Scientific Technical Conference Alternating Current Electric Drives (ACED), Ekaterinburg, Russia. 2021. 9462259. doi: 10.1109/ACED50605.2021.9462259

Поступила в редакцию 30 марта 2022 г.

INFORMATION IN ENGLISH

NEURAL NETWORK SPEED OBSERVER DEVELOPMENT TO IMPROVE THE DYNAMIC STABILITY OF A SENSORLESS VECTOR CONTROL SYSTEM

Evgeny V. Sentsov

Postgraduate Student, Electric Drive Department, Lipetsk State Technical University, Lipetsk, Russia, evgenysentsov@yandex.ru, <https://orcid.org/0000-0002-8383-5139>

Victor N. Meshcheryakov

D.Sc. (Engineering), Professor, Head of the Electric Drive Department, Electric Drive Department, Lipetsk State Technical University, Lipetsk, Russia, mesherek@yandex.ru, <https://orcid.org/0000-0003-0984-5133>

The paper considers the problem of the speed observer indication influence on the vector control system of an asynchronous motor. The classification of applied sensorless control methods is given. The analysis of advantages and disadvantages of the most common structures for constructing velocity observers is carried out. Mathematical models of individual observers were developed and created in the Matlab Simulink software package. The work of the obtained models was tested in various modes, data on the drive dynamics were obtained. Conclusions are drawn about the work of observers based on the classical mathematical apparatus in situations associated with the change in any parameters of the controlled object. The concept of neural networks is considered as a tool capable of leveling the shortcomings of classical observers. The analysis of neurostructures suitable for control tasks of complex dynamic objects has been carried out. An element of the Neural Network Toolbox (Deep Learning Toolbox) library, Predictive Controller, was used as a neuroregulator. A model was built using the neurostructure as an observer. The process of data integration and adjustment of neural network parameters is described in detail. A study of the obtained control system behavior in dynamic modes was carried out. Also, the vector control system behavior, an adaptation mechanism was developed that takes into account the advantages and disadvantages of 2 different approaches to the implementation of velocity determination to create a model with a combined observer structure. A model with a combined observer structure based on a neural network and a classical observer is obtained. The behavior of the resulting control system in various simulation modes has been studied.

Keywords: simulation, variable speed drive, control system, vector control, asynchronous motor, Predictive controller, observers, sensorless vector control, learning, neural networks.

REFERENCES

1. Sentsov E.V., Meshcheryakov V.N. Development of an adaptive vector control velocity observer *Primenenie i razvitiye neyrosetevogo modelirovaniya dlya resheniya fundamental'nykh zadach v nauke i tekhnike: materialy Mezhdunarodnoy molodezhnoy nauchno-prakticheskoy konferentsii* [International Youth Scientific and Practical Conference "Application and development of neural network modeling for solving fundamental problems in science and technology"]. Novocherkassk, Lik LLC Publ., 2018, pp. 36-47. (in Russian)
2. Sokolovsky G.G. *Elektroprivody peremennogo toka s chastotnym regulirovaniem* [AC drives with frequency regulation]. Moscow, Academy Publ., 2006. 272 p. (In Russian)
3. Novikov V.A., Savva S.V., Tatarintsev N.I. *Elektroprivod v sovremennykh tekhnologiyakh* [Electric drive in modern technologies]. Moscow, Academy Publ., 2014. 400 p. (In Russian)
4. Kalachev Ju.N. *Vektornoe regulirovanie (zametki praktika)* [Vector regulation (practice notes)]. Moscow, JeFO Publ., 2013. 63 p. (in Russian)
5. Anuchin A.S. *Sistemy upravleniya elektroprivodov* [Electric drive control systems]. Moscow, MPEI Publishing House, 2015. 373 p. (in Russian)
6. Kalachev Ju.N. *Nabljudateli sostojaniya v vektornom elektroprivode (zapiski diletanta)* [State observers in a vector electric drive (amateur notes)]. Moscow, 2015. 60 p. (in Russian)
7. Vinogradov A.B. *Vektornoe upravlenie elektroprivoda-mi peremennogotoka* [Vector control of AC drives]. Ivanovo, Ivanovo State Power Engineering University named after V.I. Lenin Publ., 2008. 98 p. (in Russian)
8. Terehov V.M., Osipov O.I. *Sistemy upravleniya elektroprivodov* [Electric drive control systems]. Moscow, Publishing Center "Academy", 2005. 304 p. (in Russian)
9. Isakov A.C. Implementation of the state observer for an in-

- duction motor with a squirrel-cage rotor in a sensorless vector control system. *Nauchno-tekhnicheskiy vestnik SPbGU ITMO* [Scientific and technical bulletin. St. Petersburg State University ITMO], 2007, no. 38, pp. 280-286. (in Russian)
10. Usoltsev A.A. *Chastotnoye upravlenie asinhronnymi dvigatel'nyimi* [Frequency control of asynchronous motors]. St. Petersburg, St. Petersburg State University ITMO, 2006. 94 p. (in Russian)
11. Vinogradov A.B., Sibircev A., Kolodin I. Adaptive-vector control system for a sensorless asynchronous electric drive of the EPV series. *Silovaya elektronika* [Power electronics], 2006, no. 3, pp. 50-55. (in Russian)
12. Pankratov V.V., Kotin D.A. *Adaptivnye algoritmy bezdatchikovogo vektornogo upravleniya asinhronnymi elektropriivodami pod'yemno-transportnykh mekhanizmov* [Adaptive algorithms for sensorless vector control of asynchronous electric drives of lifting and transport mechanisms]. Novosibirsk, NGTU, 2012. 143 p. (in Russian)
13. Moskalenko V.V. *Elektricheskij privod* [Electric drive]. Moscow, Publishing Center "Academy", 2004. 368 p. (in Russian)
14. Langraf S.V., Glazyrin A.S., Glazyrina T.A., Afanas'ev K.S., Timoshkin V.V. Investigation of the parametric robustness of a sensorless vector asynchronous electric drive with Kalman identifier. *Izvestiya TPU*. [Bulletin of TPU], 2010, vol. 317, no. 4, pp. 120-123. (in Russian)
15. Glazyrin A.S. Sensorless control of an asynchronous electric drive with a synergistic controller. *Izvestiya Tomskogo politekhnicheskogo universiteta* [Bulletin of Tomsk Polytechnic University], 2012, vol. 321, no. 4, pp. 107-111. (in Russian)
16. Afanasev K.S. *Razrabotka nabljudatelya sostoyaniya dlja asinhronnogo elektropriivoda s povyshennoj parametricheskoy robastnost'yu*. Kand.Diss. [Development of a state observer for an asynchronous electric drive with increased parametric robustness. Kand.Diss.]. Tomsk, 2015. 106 p. (in Russian)
17. Vejnmejster A.V. *Kosvennoe izmerenie skorosti vrashheniya v elektropriivode s asinhronnym dvigatelem na osnove identifikatora sostoyaniya*. Kand.Diss. [Indirect measurement of the rotation speed in an electric drive with an asynchronous motor based on the state identifier. Abstract of Kand.Diss.]. St. Petersburg, 2013. 17 p. (in Russian)
18. Meshcheryakova O.V., Shishlin D.I., Meshcheryakov V.N. Application of neural networks in industrial units. *Materialy XII mezhdunarodnoy nauchno-prakticheskoy internet-konferentsii: Energo- i resursoaberezhenie - XXI vek* [XII International Scientific and Practical Internet Conference "Energy and Resource Saving - XXI century"]. Orel, OSU Publ., 2016, pp. 243-245. (in Russian)
19. Raja M.A.Z., Abbas S., Syam M.I., Wazwaz A.W. Design of Neuro-Evolutionary Model for Solving Nonlinear Singularly Perturbed Boundary Value Problems. *Applied Soft Computing*, 2018, vol. 62, pp. 373-394.
20. Fiser J., Sitek P., Vyhldal T. Neutral PID Control Loop Investigated in Terms of Similarity Theory. *IFAC-Papers online*. 2018. Vol. 51. No. 14. Pp. 212-217. doi: 10.1016/j.ifacol.2018.07.225
21. Vila J.-P., Wagner V. Predictive Neuro-Control of Uncertain Systems: Design and Use of a Neuro-Optimizer. *Automatica*. 2003, vol. 39, no. 5, pp. 767-777. doi: 0.1016/S0005-1098(03)00005-0
22. Sinyukova T.V., Sentsov E.V., Sinyukov A.V. Neural Network Speed Observers. 2019 1st International Conference on Control Systems, Mathematical Modelling, Automation and Energy Efficiency (SUMMA). Lipetsk, Russia, 2019, pp. 320-324. doi: 10.1109/SUMMA48161.2019.8947484
23. Shihabudheen K.V., Pillai G.N. Recent Advances in Neuro-Fuzzy System: A Survey. *Knowledge-Based Systems*, 2018, vol. 152, pp. 136-162. doi: 10.1016/j.knsys.2018.04.014
24. Dotsenko V.V., Sentsov E.V., Litvinenko A.M., Meshcheryakov V.N., Valtchev S. A Model for Predicting Wind Speed and the Probability of a Wind Gust. 2021 3rd International Conference on Control Systems, Mathematical Modeling, Automation and Energy Efficiency, SUMMA 2021. Lipetsk, 2021, pp. 576-579. doi: 10.1109/SUMMA53307.2021.9632142
25. Kubota H., Matsuse K., Nakano T. DSP-Based Speed Adaptive Flux Observer of Induction Motor. *IEEE Trans. Ind. Applicat.*, 1993, vol. 29, no. 2, pp. 344-348. doi: 10.1109/28.216542
26. Sinyukova T.V., Sentsov E.V. Synthesis of the rotor frequency of the asynchronous rotor, based on the concept NN. *Pribory i sistemy. Upravlenie, kontrol, diagnostika*. [Instruments and systems. Management, control, diagnostics], 2019, no. 9, pp. 13-20. doi: 10.25791/pribor.09.2019.870 (in Russian)
27. Sentsov E.V. Neural network observers of the speed of an induction motor. *Tendentsii razvitiya sovremennoi nauki: sbornik trudov nauchno-prakticheskoy konferentsii studentov i aspirantov Lipetskogo gosudarstvennogo tekhnicheskogo universiteta* [Scientific and practical conference of students and graduate students of the Lipetsk State Technical University "Trends in the development of modern science"]. Lipetsk, Lipetsk State Technical University Publ., 2021, pp. 109-113. (in Russian)
28. Sentsov E.V., Meshcheryakov V.N. Synthesis of a neuroregulator with predictive control of the electric drive of the actuators of technological units of metallurgical production. 18th International Scientific Technical Conference Alternating Current Electric Drives, ACED 2021. Ekaterinburg, 2021, 9462259. doi: 10.1109/ACED50605.2021.9462259

Сенцов Е.В., Мещеряков В.Н. Создание нейросетевого наблюдателя скорости для повышения динамической стабильности системы векторного бездатчикового управления // Электротехнические системы и комплексы. 2022. № 2(55). С. 18-24. [https://doi.org/10.18503/2311-8318-2022-2\(55\)-18-24](https://doi.org/10.18503/2311-8318-2022-2(55)-18-24)

Sentsov E.V., Meshcheryakov V.N. Neural Network Speed Observer Development to Improve the Dynamic Stability of a Sensorless Vector Control System. *Elektrotekhnicheskie sistemy i komplekсы* [Electrotechnical Systems and Complexes], 2022, no. 2(55), pp. 18-24. (In Russian). [https://doi.org/10.18503/2311-8318-2022-2\(55\)-18-24](https://doi.org/10.18503/2311-8318-2022-2(55)-18-24)