https://doi.org/10.21122/1029-7448-2025-68-1-45-57

УДК 620.97

Энергоэффективное нейросетевое управление бесколлекторным двигателем постоянного тока

А. А. Вельченко¹⁾, С. А. Павлюковец¹⁾, А. А. Радкевич¹⁾, А. К. Ибрагим¹⁾

¹⁾Белорусский национальный технический университет (Минск, Республика Беларусь)

Реферат. В работе рассмотрены основные тенденции развития электродвигателей для электромобилей и мобильных роботов, а также современных метолик расчета силовой электроники и электроприводов на основе искусственной нейронной сети. Представлены аспекты развития эффективности современных синхронных и бесколлекторных двигателей постоянного тока. На основе математической модели бесколлекторного двигателя постоянного тока построена архитектура блока управления с нейросетевым контроллером. Проведен упреждающий расчет нейронной сети, определены правила корректировки весовых коэффициентов. На базе упреждающего расчета построен ПИД-регулятор с самонастраивающимися параметрами с использованием нейронной сети, а также на основе нейронной сети ВР (ВР-нейросеть, от англ. ВР Neural Network) построена структурная схема системы ПИД-регулирования и получен регулятор скорости путем использования модулей MATLAB, построена S-функция активации в качестве контроллера нейронной сети ВР, основанная на математическом описании нейронной сети блока управления бесколлекторного двигателя постоянного тока. В работе подробно показана установка демультиплексора для лучшего распределения выхода S-функции. Полученная нейронная сеть инкапсулирует S-функцию весовой функции. По полученным результатам исследования нейронной сети и анализа алгоритма нейронной сети ВР составлен алгоритм управления, который используется для управления ПИД-регулятором и инкапсулируется в системе моделирования. Продемонстрированы теоретические возможности расчета на основе нейронной сети с обратной связью для построения имитационной модели адаптивного управления бесколлекторным двигателем постоянного тока.

Ключевые слова: бесколлекторный двигатель постоянного тока, искусственная нейронная сеть, ПИД-регулятор, весовой коэффициент, выходной слой, скорость обучения, нейро-контроллер, момент дискретизации, нейрон, нелинейная функция

Для цитирования: Энергоэффективное нейросетевое управление бесколлекторным двигателем постоянного тока / А. А. Вельченко [и др.] // Энергетика. Изв. высш. учеб. заведений и энерг. объединений СНГ. 2025. Т. 68, № 1. С. 45–57. https://doi.org/10.21122/1029-7448-2025-68-1-45-57

Energy Efficient Neural Network Control of a Brushless DC Motor

A. A. Velchenko¹, S. A. Pauliukavets¹, A. A. Radkevich¹, A. K. Ibrahim¹,

¹⁾Belarusian National Technical University (Minsk, Republic of Belarus)

Abstract. The paper considers the main trends in the development of electric motors for electric vehicles and mobile robots, as well as trends in the development of modern methods for calculating power

Адрес для переписки	Address for correspondence
Вельченко Анна Александровна	Velchenko Anna A.
Белорусский национальный технический университет	Belarusian National Technical University
ул. Б. Хмельницкого, 9,	9, B. Khmelnitsky str.,
220013, г. Минск, Республика Беларусь	220013, Minsk, Republic of Belarus
Тел.: +375 17 293-95-61	Tel.: +375 17 293-95-61
eapu@bntu.by	eapu@bntu.by

45

electronics and electric drives based on an artificial neural network. Aspects of the efficiency development of modern synchronous and brushless DC motors are presented. Based on the mathematical model of a brushless DC motor, the architecture of a control unit with a neural network controller is built. A proactive calculation of the neural network was carried out, and the rules for adjusting the weighting coefficients were determined. Based on proactive calculation, a PID controller with self-adjusting parameters using a neural network was built, as well as a block diagram of the PID control system was built on the basis of the BP neural network; also, a speed controller was built using MATLAB modules. Besides, an S-activation function was built as a controller of the BP neural network; the function was based on the mathematical description of the neural network of the control unit of a brushless DC motor. The paper shows in detail the installation of a demultiplexer for better distribution of the S-function output. The resulting neural network encapsulates the S-function of the weight function. Based on the results of the neural network research and analysis of the BP neural network algorithm, a control algorithm has been established that is used to control the PID controller and is encapsulated in the simulation system. The theoretical possibilities of calculation based on a feedback neural network for constructing a simulation model of adaptive control of a brushless DC motor are demonstrated.

Keywords: brushless DC motor, artificial neural network, PID controller, weighting coefficient, output layer, learning rat, demultiplexer, sampling point, neuron, nonlinear function

For citation: Velchenko A. A., Pauliukavets S. A., Radkevich A. A., Ibrahim A. K. (2025) Energy Efficient Neural Network Control of a Brushless DC Motor. *Energetika. Proc. CIS Higher Educ. Inst. and Power Eng. Assoc.* 68 (1), 45–57. https://doi.org/10.21122/1029-7448-2025-68-1-45-57 (in Russian)

Введение

С увеличением числа владельцев автомобилей из года в год повышается нагрузка на окружающую среду. Массовое появление электромобилей решило эту проблему. В качестве направления развития транспортных средств с электрическим типом энергии электромобили занимают широкую область для внедрения новых технологий.

Тяговый электродвигатель – ключевая составляющая электромобиля. В настоящее время в качестве тягового электродвигателя для электромобилей получили наибольшее распространение двигатели переменного тока: асинхронный двигатель и синхронный двигатель с постоянными магнитами, а также двигатели постоянного тока.

Асинхронный двигатель с защитой от внешней среды является самым дешевым решением для электромобилей. Его техническое обслуживание наименее проблемно, но пульсации крутящего момента, мягкие регулировочные характеристики, низкие показатели рассеивания теплоты и невысокий КПД являются существенными недостатками для его распространения.

Синхронный двигатель с постоянными магнитами обладает такими преимуществами, как малые теплопотери, высокая энергоэффективность, высокая удельная мощность, простая и компактная конструкция и хорошие характеристики регулирования скорости, поэтому он широко распространен в электромобилях, где преобладает стремление к экономии электроэнергии при изменении производительности [1]. Тем не менее потери во время работы на малой скорости достигают высоких значений. Также на его стоимость влияет цена редкоземельных материалов. Двигатель постоянного тока имеет много преимуществ, таких как высокая эффективность работы и хорошие характеристики регулирования скорости, поэтому он находит применение там, где требуется широкий диапазон регулирования скорости [2, 3]. Однако из-за недостатков, таких как наличие щеточного-коллекторного узла, сложного производственного процесса и трудоемкого технического обслуживания, постепенно проявляется слабость регулирования скорости [4]. Поэтому в последние десятилетия основной тенденцией для применения в электротранспорте стали бесколлекторные двигатели постоянного тока (БДПТ).

На протяжении последних 40 лет начали разрабатываться редкоземельные элементы для постоянных магнитов с высокой коэрцитивной и сильной антиразмагничивающей способностью, в которых кривая размагничивания является линейной и обратимой в большом диапазоне. Вместе со снижением стоимости высокоэнергетических ферритовых и неодимовых магнитов это открыло перспективы для разработки самовентилируемых электродвигателей с постоянными магнитами [5]. Технологии силовых преобразователей становились все более зрелыми с возникновением силовых полевых и биполярных транзисторов, тиристорных коммутаторов. Разработка биполярных транзисторов с изолированным затвором (IGBT-транзисторов) обеспечила надежность и стабильность схемы силового привода БДПТ [4].

Благодаря своим многочисленным преимуществам БДПТ широко используется в производстве электромобилей [6] и имеет хорошие перспективы развития. Многие преимущества БДПТ (высокий пусковой момент, высокая перегрузочная способность, малые габариты, высокий КПД, длительный срок службы, не требующий обслуживания, и удобное управление) подходят для рабочих характеристик движения электромобилей [7]. С развитием полупроводников появляется все больше и больше электронных подсистем с микроконтроллером в качестве ядра. Автомобиль постепенно превращается из механического транспорта в электрический. С применением искусственного интеллекта в электромобилях эта тенденция становится более очевидной.

В последние годы искусственные нейронные сети (ИНС) привлекают большое внимание к их возможному использованию в широком спектре областей инженерии, среди которых силовая электроника и электроприводы [8–13]. Использование ИНС мотивировано их свойствами, такими как параллельная распределенная архитектура, способность идентифицировать нелинейную системную динамику и способность к обучению, обобщению и адаптации. Все эти особенности оправдывают использование ИНС для электроприводов.

Исходя из изложенного выше видно, что проблема развития электропривода электромобилей является весьма актуальной задачей для исследования и изучения. Очевидно, что любые технологические решения, которые способны снизить стоимость электромобиля и сделать его более дешевым, чем автомобили на двигателях внутреннего сгорания, являются весьма актуальными. Таким образом, цель статьи – разработка архитектуры блока управления БДПТ на основе нейронной сети обратного распространения ошибки.

В [14] авторами была построена математическая модель, в которой получены уравнения напряжения трехфазной обмотки бесколлекторного двигателя постоянного тока с постоянными магнитами, электромагнитного момента бесколлекторного двигателя постоянного тока, электромагнитной мощности, ЭДС индукции каждой обмотки, дифференциальное уравнение крутящего момента сервосистемы. Также в работе проведено имитационное моделирование и получены зависимости электромеханических величин: угловой скорости ротора, электромагнитного момента, тока фазы статора и угла поворота ротора от времени. Опираясь на данную математическую модель бесколлекторного двигателя постоянного тока, построим архитектуру блока управления на основе нейросетевого контроллера.

Разработка архитектуры блока управления бесколлекторным двигателем постоянного тока на основе нейронной сети

Нейронная сеть обратного распространения ошибки (ВР-нейросеть, от англ. ВР Neural Network) широко используется в распознавании образов, обработке изображений, идентификации систем, подборе функций, расчетах оптимизации, оптимальном прогнозировании и адаптивном управлении. ВР-нейросеть решает проблему обучения весов соединений скрытых слоев в многослойных нейронных сетях по сравнению с однослойным персептроном, который не может решать нелинейные задачи [6].

Основная идея алгоритма ВР-нейронной сети – алгоритм наименьших квадратов. Он использует технологию градиентного поиска, чтобы минимизировать среднеквадратичную ошибку между фактическим выходным значением и ожидаемым выходным значением сети. Процесс обучения алгоритма состоит из прямого и обратного распространения. В процессе прямого распространения входная информация обрабатывается слой за слоем от входного слоя через скрытый слой и передается на выходной слой. Состояние нейронов (узлов) в каждом слое влияет только на состояние нейронов в следующем слое. Если желаемый результат не может быть получен в выходном слое, он переключится на обратное распространение, вернет сигнал ошибки по исходному пути соединения и сведет к минимуму сигнал ошибки, изменив вес нейронов в каждом слое.

Предлагаемая ВР-нейронная сеть для управления БДПТ, архитектура которой представлена на рис. 1, включает входной слой, скрытый слой и выходной слой. Скрытый слой является однослойным, содержит n нейронов, включает в себя сигмоидную функцию активации выходного слоя. На вход нейросети подаются навигационные следующие параметры: сигнал задающего воздействия X_U , сигнал измеренной контролируемой величины X_Y и сигнал рассогласования ошибки X_E . Выходной слой содержит

прогнозные коэффициенты ПИД (пропорционально-интегрально-дифференцирующего) регулятора на следующий момент времени (*Y_P*, *Y_L*, *Y_D*).

ВР-нейросеть использует технологию градиентного поиска, чтобы минимизировать среднеквадратичную ошибку между фактическим выходным значением и ожидаемым выходным значением сети. При обучении нейросети на ее вход подаются векторы, сформированные не из идеальных значений параметров, а из измеренных, т. е. содержащих ошибки измерения. По этой причине выходной слой содержит измеренные параметры ПИД-регулятора (Y_p^*, Y_l^*, Y_D^*) , имеющие кумулятивные ошибки (e_p , e_b , e_D).



Puc. 1. Структура ВР-нейронной сети для ПИД-регулирования бесколлекторного двигателя *Fig. 1.* ВР neural network structure for PID controlling of brushless DC motor

Упреждающий расчет сети ВР. На этапе обучения сети имеется N обучающих выборок. Во-первых, предполагается, что сеть обучается с входными и выходными параметрами из одной из фиксированных выборок X_P и $\{d_{PK}\}$. Для удобства написания знак выборки P в формуле временно опущен, например вход *j*-го узла подразумеваемого слоя записывается как

$$net_{PJ} = net_J = \sum_{i=1}^{M} w_{IJ} o_I - \theta_J.$$
(1)

Выход *j*-го узла $O_J = f(net_J)$, где $f(net_J) - функция активации,$

$$f(net_J) = \frac{1}{1 + e^{-net_J}}.$$
 (2)

Тогда производная функции активации (2) имеет вид

$$f'(net_J) = f(net_J) [1 - f(net_J)].$$
(3)

Выход O_J -го узла будет распространяться на k-й узел через весовой коэффициент W_{JK} . Суммарный вход k-го узла выходного слоя равен

$$net_K = \sum_{j=1}^q w_{jK} o_j - \theta_K, \qquad (4)$$

где q – количество узлов в скрытом слое.

Фактический выход сети *k*-го узла выходного слоя

$$o_{K} = f\left(net_{K}\right). \tag{5}$$

Если выход сети не согласуется с ожидаемым выходным значением d_{PK} , сигнал ошибки распространяется обратно от выхода. В процессе распространения весовой коэффициент постоянно модифицируется, чтобы результат вывода на узле выходного слоя был как можно ближе к ожидаемому выходному значению d_{PK} . После корректировки сетевого весового коэффициента выборки $P(P = 1, 2, ..., P_i)$ создаем другую пару выборок и проводим аналогичное обучение, пока не будет завершено обучение P выборок [15].

Правила корректировки сетевых весов ВР. Установку квадратичной функции ошибки для каждой пары входных и выходных режимов выборки р определим по формуле

$$E_{P} = \frac{1}{2} \sum_{k=1}^{L} (d_{PK} - o_{PK})^{2}.$$
 (6)

Функция средней квадратичной ошибки системы

$$E = \frac{1}{2} \sum_{p=1}^{p} \sum_{k=1}^{L} \left(d_{PK} - o_{PK} \right)^2 = \sum_{p=1}^{p} E_p, \tag{7}$$

где *р* – логарифм выборочной моды; *L* – количество выходных узлов сети.

Проблема заключается в том, как скорректировать весовой коэффициент соединения, чтобы минимизировать функцию суммы E_P . Для этой цели используется алгоритм градиентной оптимизации первого порядка, метод наискорейшего градиентного спуска.

Формула корректировки весового коэффициента выходного слоя имеет вид

$$\Delta w_{JK} = -\eta \frac{dE}{dw_{JK}},\tag{8}$$

где η – скорость обучения, $\eta > 0$.

Производная ошибки весового коэффициента выходного слоя вычисляется по формуле

$$\frac{dE}{dw_{JK}} = \frac{dE}{dnet_{K}} \cdot \frac{dnet_{K}}{dw_{JK}}.$$
(9)

Сигнал ошибки обратного распространения определяется по выражению A. A. Velchenko, S. A. Pauliukavets, A. A. Radkevich, A. K. Ibrahim Energy Efficient Neural Network Control of a Brushless DC Motor

$$\delta_{\kappa} = -\frac{dE}{dnet_{\kappa}} = \frac{dE}{dnet_{\kappa}} = \frac{dE}{do_{\kappa}} \cdot \frac{do_{\kappa}}{dnet_{\kappa}}.$$
 (10)

Выражения для вычисления производных ошибок сигнала обратного распространения [12–13]:

$$\frac{dE}{do_{\kappa}} = -(d_{\kappa} - o_{\kappa}); \tag{11}$$

$$\frac{do_{K}}{dnet_{K}} = \frac{df(net_{K})}{dnet_{K}} = f'(net_{K}).$$
(12)

Тогда выражение (10) принимает вид

$$\delta_{K} = (d_{K} - o_{K}) f'(net_{K}) = o_{K} \cdot (1 - o_{K}) (d_{K} - o_{K}).$$
(13)

Производная функции активации *net_K* находится согласно выражению

$$\frac{dnet_K}{dw_{JK}} = \frac{d\left(\sum_{j=1}^q w_{JK} o_j\right)}{dw_{JK}} = o_I.$$
(14)

Формула коррекции весового коэффициента нейрона выходного слоя имеет вид

$$\Delta w_{JK} = \eta (d_K - o_K) f' (net_K) o_J = \eta \delta_K o_J = \eta o_K (1 - o_K) \cdot (d_K - o_K) o_J.$$
(15)

При корректировке весового коэффициента слоя, содержащего узел, изменение расчетного весового коэффициента равно

$$\Delta w_{IJ} = -\eta \frac{dE}{dw_{IJ}} = -\frac{dE}{dnet_J} \cdot \frac{dnet_J}{dw_{IJ}} = -\frac{dE}{dnet_J} o_I = \eta \left(-\frac{dE}{do_J} \cdot \frac{do_J}{dnet_J} \right) o_I =$$

$$= \eta \left(-\frac{dE}{do_J} \right) \cdot f'(net_K) o_I = \eta \delta_I o_I.$$
(16)

Производную $\frac{dE}{do_J}$ нельзя рассчитать напрямую, поэтому ее расчет по

косвенным величинам выглядит следующим образом:

$$-\frac{dE}{do_J} = -\sum_{k=1}^{L} \frac{dE}{dnet_K} \cdot \frac{dnet_K}{o_J} = \sum_{k=1}^{L} \left(-\frac{dE}{dnet_K}\right) \cdot \frac{d\left(\sum_{j=1}^{q} w_{jK} o_j\right)}{do_J}.$$
 (17)

После преобразования выражения (17) получаем уравнение

$$\sum_{k=1}^{L} \left(-\frac{dE}{dnet_K} \right) w_{JK} = \sum_{k=1}^{L} \delta_K w_{JK}.$$
 (18)

Таким образом, сигнал ошибки δ_I имеет вид

$$\delta_I = f'(net_J) \sum_{k=1}^{L} \delta_K w_{JK}.$$
(19)

После записи отметки выборки р запишем формулу для выходного слоя k

$$\Delta_P w = \eta \cdot f'(net_{PK}) \cdot (d_{DK} - o_{PK}) \cdot o_{PJ} = \eta \cdot o_{PK} \cdot (1 - o_{PK}) \cdot (d_{PK} - o_{PK}) \cdot o_{PJ}, \quad (20)$$

где o_{PK} – выход выходного слоя K; o_{PI} – выход скрытого слоя j.

Для скрытого выходного слоя *ј* выражение имеет вид

$$\Delta_{P} w_{IJ} = \eta \cdot f' \left(net_{PJ} \right) \cdot \left(\sum_{k=1}^{L} \delta_{PK} w_{JK} \right) \cdot o_{PJ} = \eta \cdot o_{PJ} \cdot \left(\sum_{k=1}^{L} \delta_{PK} w_{JK} \right) \cdot o_{PJ}, \quad (21)$$

где o_{PI} – выход входного слоя i.

Из результатов, полученных выше, можно вывести формулу корректировки веса связи от скрытого слоя к выходному слою

$$W_{IK}(t+1) = W_{JK(t)} + \delta_K o_J.$$
 (22)

Если входное значение для скрытого слоя равно 1, новое пороговое значение для скрытого слоя примет вид

$$\theta_I(t+1) = \theta_J(t) + \eta \delta_J.$$
(23)

Новый вес от входного слоя до скрытого слоя принимает значение

$$w_{IJ}(t+1) = w_{IJ}(t) + \eta \delta_J o_I.$$
(24)

ПИД-регулятор с использованием нейронной сети обратного распространения ошибки. Нейронная сеть имеет возможность нелинейного произвольного выражения, а ПИД-управление с наилучшими значениями выходных параметров может быть реализовано путем изучения производительности системы. ПИД-регулятор с самонастраивающимися коэффициентами K_P , K_I и K_D может быть создан с использованием нейронной сети. Структурная схема системы ПИД-регулирования БДПТ на основе нейронной сети ВР представлена на рис. 2.

Регулятор состоит из двух частей – классического инкрементного ПИДрегулятора и нейронной сети ВР. Формула управления классическим инкрементным цифровым ПИД-регулятором

$$u(k) = u(k-1) + K_{P} [e(k) - e(k-1)] + K_{I}e(k) + K_{D} [e(k) - 2 \cdot e(k-1) + e(k-2)],$$
(26)

где K_P , K_I и K_D – соответственно пропорциональный, интегральный и дифференциальный коэффициенты; e(k) – разница между ожидаемым и фактическим выходом в текущий момент дискретизации (ошибка рассогласования); u(k) – контролируемая величина управления БДПТ.



Рис. 2. Структурная схема системы ПИД-регулирования бесколлекторного двигателя постоянного тока на основе нейронной сети ВР

Fig. 2. Block diagram of a PID controlling of brushless DC motor based on a BP neural nework

Когда K_P , K_I и K_D рассматриваются как регулируемые параметры в зависимости от рабочего состояния системы, формула (26) может быть описана как

$$u(k) = f \Big[u \big(k - 1 \big), K_P, K_I, K_D, e(k), e(k - 1), e(k - 2) \Big],$$
(27)

где f – нелинейная функция, связанная с K_P , K_I и K_D , u(k-1), e(k) и т. д.

Нейронная сеть ВР может использоваться для нахождения такого оптимального закона управления путем обучения и самообучения.

Таким образом, составим имитационную модель системы управления БДПТ с ПИД-регулятором скорости на основе ВР-нейронной сети в среде блочного моделирования MATLAB Simulink, представленную на рис. 3.





Fig. 3. Simulation model of the control system of a brushless DC motor with a PID speed controller based on a BP neural network

Для настройки параметров блока нейросетевого управления бесколлекторным двигателем постоянного тока в имитационной модели (рис. 3) определим *S*-функцию активации, основанную на математическом описании, рассмотренном в статье выше (упреждающий расчет сети ВР). Блок *S*-функции *S*-function nnbp_pid (рис. 3) работает следующим образом:

Вход *S*-функции:

54

1. u = [e(k); E(k-1); E(k-2); Y(k); Y(k-1); R(k); U(k-1)];

2. скрытый слой + весовой коэффициент выходного слоя (k-2);

3. скрытый слой + весовой коэффициент выходного слоя (k - 1) = [U(1); U(2); U(3); U(4); U(5); U(6); U(7)];

U (количество весов скрытого слоя + количество весов выходного слоя).

Целью возврата всех весовых коэффициентов с выхода на вход являются обновление матрицы весов и адаптивная настройка трех параметров ПИД-регулятора.

Эта функция имеет четыре внешние входные переменные: *T*, *nh*, *xite*, *alfa*. *T* вводит время выборки, *nh* определяет количество скрытых слоев, а также скорость обучения и коэффициент инерции в формуле коррекции весового коэффициента *xite* и *alfa*. С целью распределения выхода *S*-функции необходимо установить демультиплексор, как показано на рис. 4а.

	a		b
			Block Parameters: S-Function ×
	Block Parameters: Demux	×	- S-Function User-definable block. Blocks can be written in C, MATLAB
	Demux Split vector signals into scalars or smaller vectors. Check 'Bus Selection Mode' to split bus signals.		(Level-1), and Fortran and must conform to S-function standards. The variables t, x, u, and flag are automatically passed to the S-function by Simulink. You can specify additional parameters in the 'S-function
	- Parameters Number of outputs:		parameters' field. If the S-function block requires additional source files for building generated code, specify the filenames in the 'S-function modules' field. Enter the filenames only; do not use extensions or full
	Display option: bar	•	patnames, e.g., enter src srci, not src.c srci.c. Parameters
	Dua serection mode		S-function name: <u>nnbp_pid</u> Edit S-function parameters: T, nh, xite, alfa, K1, K2
	OK Cancal Hain Ann	lv	S-function modules: "'
	Tu Turcet Tech	.,	OK <u>Cancel H</u> elp <u>Apply</u>

Рис. 4. Окна настроек параметров блоков нейросетевого управления бесколлекторным двигателем постоянного тока: а – демультиплексора; b – *S*-функции ПИД-регулятора

Fig. 4. Windows for setting parameters of neural network control blocks for brushless DC motor: a – demultiplexer; b –PID controller *S*-functions

При имитационном моделировании необходимо убедиться, что первыми тремя выходными переменными являются управляющие переменные u, K_P, K_I и K_D , а остальные переменные представляют собой сумму матрицы весовых коэффициентов скрытого слоя и общего количества матрицы весовых коэффициентов выходного слоя.

Следующим шагом инкапсулируем *S*-функцию. На рис. 4b показано окно *S*-функции. После завершения инкапсуляции проводятся активация *S*-функции и настройка нейросетевого регулятора.

В заключение проведем тестирование разработанного нейросетевого ПИД-регулятора с помощью библиотеки MATLAB "Machine learning and Deep learning", где построим нейронную сеть обратного распространения ошибки определения коэффициентов ПИД-регулятора на основе информации имитационной модели (рис. 3), результаты распределения весовых коэффициентов и узлов связей которой показаны на рис. 5.



Puc. 5. а – имитационная модель четырехслойной ВР-нейронной сети ПИД-регулятора бесколлекторного двигателя постоянного тока; b – предсказания данных коэффициентов ПИД-регулятора (показаны пунктиром)

Fig. 5. a – Simulation model of neural network PID-controller of brushless DC motor; b – predictions of the given coefficients of the PID controller (shown as a dotted line)

выводы

1. Получена нейросетевая архитектура, которая дает возможность создания ПИД-регулятора бесколлекторного двигателя постоянного тока с самонастраивающимися параметрами.

2. На основе упреждающего расчета нейронной сети обратного распространения ошибки создан контроллер нейронной сети для получения скорости бесколлекторного двигателя постоянного тока с постоянными магнитами и управлением с обратной связью, который позволит улучшить характеристики управления и отклика путем изучения производительности системы.

3. Нейронная сеть инкапсулирует *S*-функцию весовой функции. По результатам исследования нейронной сети и анализа алгоритма нейронной сети ВР установлен алгоритм управления нейронной сетью ВР, который используется для управления ПИД-модулем и инкапсулируется в системе моделирования.

ЛИТЕРАТУРА

- Фираго, Б. И. Свойства, характеристики и параметры синхронного двигателя с постоянными магнитами при векторном и скалярном частотном управлении / Б. И. Фираго, С. В. Александровский // Энергетика. Изв. высш. учеб. заведений и энерг. объединений СНГ. 2019. Т. 62, № 3. С. 205–218. https://doi.org/10.21122/1029-7448-2019-62-3-205-218.
- 2. Speed Control of BLDC Motor Using on DSP / G. MadhusudhanaRao [и др.] // International Journal of Engineering Science and Technology. 2010. Vol. 2, № 3. P. 143–147.

- 3. 单桂花,窦月轩 运动控制系统 清华大学出版社 2002. = Er Guihua. Motion Control System / Er Guihua, Dou Yuexuan. Beijing: Tsinghua University Press, 2002. P. 3-4.
- Basheer, I. A. Artificial Neural Networks: Fundamentals, Computing, Design, and Application / I. A. Basheer, M. Hajmeer // Journal of Microbiological Methods. 2000. Vol. 43, No 1. P. 3–31. https://doi.org/10.1016/s0167-7012(00)00201-3.
- Менжинский, А. В. Разработка аналитической модели для определения магнитного потока рассеяния через зубцы статора синхронной электрической машины с дробной зубцовой обмоткой / А. В. Менжинский, С. В. Пантелеев, А. Н. Малашин // Энергетика. Изв. высш. учеб. заведений и энерг. объединений СНГ. 2022. Т. 65, № 3. С. 224–239. https://doi.org/10.21122/1029-7448-2022-65-3-224-239.
- Chan, C. C. An Overview of Power Electronics in Electric Vehicles / C. C. Chan, K. T. Chau // IEEE Transactions on Industrial Electronics. 1997. Vol. 44, No 1. P. 3–9. https://doi.org/10. 1109/41.557493.
- Morimoto, S. Sinusoidal Current Drive System of Permanent Magnet Synchronous Motor with Low Resolution Position Sensor / S. Morimoto, M. Sanada, Y. Takeda // IAS '96. Conference Record of the 1996 IEEE Industry Applications Conference Thirty-First IAS Annual Meeting. 1996. Vol. 1. P. 9–14. https://doi.org/10.1109/IAS.1996.556990.
- Batzel, T. D. An Approach to Sensorless Operation of the Permanent-Magnet Synchronous Motor using Diagonally Recurrent Neural Networks / T. D. Batzel, K. Y. Lee // IEEE Transactions on Energy Conversion. 2003. Vol. 18, No 1. Pp. 100–106. https://doi.org/10.1109/tec. 2002.808386.
- El-Sousy, F. F. M. Hybrid H∞-Based Wavelet-Neural-Network Tracking Control for Permanent-Magnet Synchronous Motor Servo Drives / F. F. M. El-Sousy // IEEE Transactions on Industrial Electronics. 2010. Vol. 57, No 9. P. 3157–3166. https://doi.org/10.1109/TIE. 2009.2038331.
- Sagawa, S. Sensorless Driving Method of Permanent-Magnet Synchronous Motors Based on Neural Networks / S. Sagawa, T. Watanabe, O. Ichinokura // IEEE Transactions on Magnetics. 2003.Vol. 39, No 5. P. 3247–3249. https://doi.org/10.1109/tmag.2003.816736.
- Lin, F.-J. Modified Elman Neural Network Controller with Improved Particle Swarm Optimisation for Linear Synchronous Motor Drive / F.-J. Lin, L.-T. Teng, H. Chu // IET Electric Power Applications. 2008. Vol. 2, No 3. P. 201–214. https://doi.org/10.1049/iet-epa:20070368.
- Li, H. A Neural-Network Based Adaptive Estimator of Rotor Position and Speed for Permanent Magnet Synchronous Motor / H. Li, J. Wang, S. S. Gu, T. Yang // ICEMS'2001. Proceedings of the Fifth International Conference on Electrical Machines and Systems (IEEE Cat. No.01EX501). Shenyang, China, April 2001. Vol. 2. P. 735–738. https://doi.org/10.1109/icems.2001.971781.
- Bounded neuro-control position regulation for a geared DC motor / J. Reyes-Reyes, C. M. Astorga-Zaragoza, M. Adam-Medina, G. V. Guerrero-Ramírez // Engineering Applications of Artificial Intelligence. 2010. Vol. 23, No 8. P. 1398–1407. https://doi.org/10.1016/j.engappai. 2010.08.003.
- 14. Вельченко, А. А. Математическая модель бесколлекторного двигателя постоянного тока на основе уравнения напряжения трехфазной обмотки / А. А. Вельченко, С. А. Павлюковец, А. А. Радкевич // Системный анализ и прикладная информатика. 2024. № 1. С. 19–25. https://doi.org/10.21122/2309-4923-2024-1-19-25.
- Anthony, M. Neural Network Learning: Theoretical Foundations / M. Anthony, P. L. Bartlett. Cambridge University Press. Cambridge, 1999. 389 p. https://doi.org/10.1017/cbo9780511624216.
- Поступила 30.10.2024 Подписана в печать 08.01.2025 Опубликована онлайн 31.01.2025

REFERENCES

56

Firago B. I., Aleksandrovsky S. V. (2019) Properties, Characteristics and Parameters of Permanent Magnet Synchronous Motors under Vector and Scalar Frequency Control. *Energetika*. *Izvestiya Vysshikh Uchebnykh Zavedenii i Energeticheskikh Ob'edinenii SNG = Energetika*. *Proceedings of CIS Higher Education Institutions and Power Engineering Associations*, 62 (3), 205–218. https://doi.org/10.21122/1029-7448-2019-62-3-205-218 (in Russian).

- MadhusudhanaRao G., SankerRam B. V., Smapath Kumar B., Vijay Kumar K. (2010) Speed Control of BLDC Motor Using on DSP. *International Journal of Engineering Science and Technology*, 2 (3), 143–147.
- 3. Er Guihua, Dou Yuexuan (2002) *Motion Control System*. Beijing, Tsinghua University Press, 3–4 (in Chinese).
- Basheer I. A., Hajmeer M. (2000) Artificial Neural Networks: Fundamentals, Computing, Design, and Application. *Journal of Microbiological Methods*, 43 (1), 3–31. https://doi.org/10. 1016/s0167-7012(00)00201-3.
- 5. Menzhinski A. V., Panteleev S. V., Malashin A. N. (2022) Development of an Analytical Model for Determining the Magnetic Flux of Scattering Through the Gears of the Stator of a Synchronous Electric Machine with a Fractional Gear Winding. *Energetika. Izvestiya Vysshikh Uchebnykh Zavedenii i Energeticheskikh Ob'edinenii SNG = Energetika. Proceedings of CIS Higher Education Institutions and Power Engineering Associations*, 65 (3), 224–239. https://doi.org/10.21122/1029-7448-2022-65-3-224-239 (in Russian).
- Chan C. C., Chau K. T. (1997) An Overview of Power Electronics in Electric Vehicles. *IEEE Transactions on Industrial Electronics*, 44 (1), 3–13. https://doi.org/10.1109/41.557493.
- Morimoto S., Sanada M., Takeda Y. (1996) Sinusoidal Current Drive System of Permanent Magnet Synchronous Motor with Low Resolution Position Sensor. *IAS '96. Conference Record* of the 1996 IEEE Industry Applications Conference Thirty-First IAS Annual Meeting, 1, 9–14. https://doi.org/10.1109/IAS.1996.556990.
- Batzel T. D., Lee K. Y. (2003) An Approach to Sensorless Operation of the Permanent-Magnet Synchronous Motor Using Diagonally Recurrent Neural Networks. *IEEE Transactions on Energy Conversion*, 18 (1), 100–106. https://doi.org/10.1109/tec.2002.808386.
- El-Sousy F. F. M. (2010) Hybrid H∞-Based Wavelet-Neural-Network Tracking Control for Permanent-Magnet Synchronous Motor Servo Drives. IEEE Transactions on Industrial Electronics, 57 (9), 3157–3166. https://doi.org/10.1109/TIE.2009.2038331.
- Guo H.-J., Sagawa S., Watanabe T., Ichinokura O. (2003) Sensorless Driving Method of Permanent-Magnet Synchronous Motors Based on Neural Networks. *IEEE Transactions on Magnetics*, 39 (5), 3247–3249. https://doi.org/10.1109/tmag.2003.816736.
- Lin F.-J. Teng L.-T., Chu H. (2008) Modified Elman Neural Network Controller with Improved particle Swarm Optimisation for Linear Synchronous Motor Drive. *IET Electric Power Applications*, 2 (3), 201–214. https://doi.org/10.1049/iet-epa:20070368.
- Li H., Wang J., Gu S. S., Yang T. A Neural-Network Based Adaptive Estimator of Rotor Position and Speed for Permanent Magnet Synchronous Motor. *ICEMS'2001. Proceedings of the Fifth International Conference on Electrical Machines and Systems* (IEEE Cat. No.01EX501), 2, 735–738. https://doi.org/10.1109/icems.2001.971781.
- Reyes J., Astorga-Zaragoza C. M., Adam-Medina M., Guerrero-Ramírez G. V. (2010) Bounded Neuro-Control Position Regulation for a Geared DC Motor, Engineering Applications of Artificial Intelligence, 23 (8), 1398–1407. https://doi.org/10.1016/j.engappai.2010.08.003.
- Velchenko A. A., Pauliukavets S. A., Radkevich A. A. (2024) Mathematical Model of Brusherless DC Motor Based on the Voltage Equation of a Three-Phase Winding. *System Analy*sis and Applied Information Science, (1), 19–25. https://doi.org/10.21122/2309-4923-2024-1-19-25 (in Russian).
- Anthony M., Bartlett P. L. (1999) Neural Network Learning: Theoretical Foundations. Cambridge, Cambridge University Press. 389. https://doi.org/10.1017/cbo9780511624216.

Received: 30 October 2024 Accepted: 08 January 2025 Published online: 31 January 2025