

УДК 62-83 + 681.513

М. П. Белов, Д. Д. Чыонг

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

Управление электроприводом на основе БДПМ с магнитным насыщением компенсатора нейронной сети

Рассматривается математическая модель бесколлекторного двигателя с постоянными магнитами (БДПМ) с учетом неравномерного зазора и магнитного насыщения. В математической модели БДПМ рассматривается изменение значения индуктивности обмотки статора при изменении положения угла ротора. Эта математическая модель представляет собой многомерный набор функций электромагнитного момента и магнитного потока, связывающих обмотки фазы статора двигателя. На основе построенной математической модели в статье предлагается метод управления посредством обратной связи нейронной сетью для компенсации нелинейных компонентов из-за магнитного насыщения. Алгоритм пропорционально интегрального (ПИ) управления сочетает нелинейный компенсатор нейронной сети для управления скоростью двигателя БДПМ в низкоскоростном диапазоне работы с гауссовым возмущением момента нагрузки. Для повышения эффективности и выбора метода управления с использованием двигателя БДПМ необходимо рассмотреть его нелинейные элементы. Современным подходом к решению поставленных задач является применение компенсатора нейронной сети с ПИ-регулятором. Результаты моделирования показали, что регулятор обладает сильной самоадаптацией по сравнению с обычным ПИ-регулятором.

Управление, бесколлекторный двигатель с постоянными магнитами, компенсатор, нейронная сеть, пропорционально интегральный регулятор, магнитное насыщение

В последние годы БДПМ стали наилучшим выбором в области управления движением, так как они обладают большой эффективностью в высокопроизводительных системах. Причем этот выбор особенно привлекателен для применения с прямым приводом, где требуется большой крутящий момент для значительного увеличения или снижения скорости [1], [2]. Для применения в таких режимах математическая модель должна включать нелинейные элементы, наиболее важным из которых является магнитное насыщение, неизбежно существующее при большом крутящем моменте.

В исследованиях обычно не учитывается магнитное насыщение, зазор между статором и ротором считаются однородными из-за сложного моделирования [3]–[7]. Для повышения эффективности использования БДПМ необходимо построить математическую модель, учитывающую нелинейные элементы. В статье представлен метод построения математической модели с учетом магнитного насыщения, а также неоднородностей зазора и индуктивности, зависящих от углового положения ротора. Система управления (СУ) движением реализована в реальном времени с применением ме-

тода управления нейронной сетью для компенсации нелинейных компонентов в модели, позволяющей ее упростить без потери точности.

Основные проблемы СУ БДПМ связаны с наличием в ней многопеременных нелинейных элементов. Первым шагом в процессе проектирования СУ является линеаризация закона управления обратной связи с нелинейной компенсацией, который обеспечивает качественные динамические характеристики при наличии неопределенности модели.

Математическая модель БДПМ. Двигатели постоянного тока обладают рядом преимуществ перед двигателями других типов, но наличие щеточных коммутаторов снижает их надежность и применимость. БДПМ представляют собой комбинацию синхронных двигателей с полупроводниковыми переключателями с ВЈТ (Bipolar junction transistor, Mosfet, Jfet, IGBT ...), надежны и служат хорошей заменой двигателям постоянного тока. Датчики положения с высоким разрешением часто используются для определения местоположения ротора и силовых полупроводниковых переключателей, которые взаимодействуют с магнитным полем возбуждения для создания крутящего момента. Кроме того, в низкоскоростном ра-

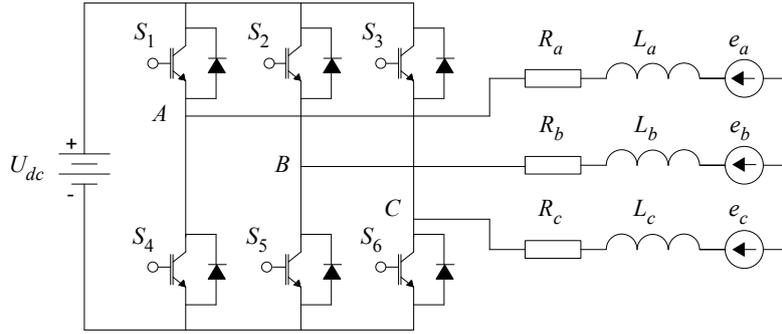


Рис. 1

бочем диапазоне системы следящего электропривода измерение положения ротора должно выполняться с помощью установленного на валу двигателя датчика положения, который играет важную роль в контуре управления и регулирования крутящего момента.

При вращении ротора двигателя в каждой обмотке статора возникает электродвижущая сила (ЭДС). Рассмотрим математическую модель БДПМ в виде трехфазной звезды с 4 полюсами, как показано на рис. 1, где $S_1 - S_6$ – силовые ключи инвертора; U_{dc} – напряжение источника на входе инвертора.

Из схемы (рис. 1) согласно закону Кирхгофа получим математическую модель двигателя [1], [8], [9]:

$$\begin{bmatrix} u_a \\ u_b \\ u_c \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} R_a & 0 & 0 \\ 0 & R_b & 0 \\ 0 & 0 & R_c \end{bmatrix} \begin{bmatrix} i_a \\ i_b \\ i_c \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} L_{11} & L_{12} & L_{13} \\ L_{21} & L_{22} & L_{23} \\ L_{31} & L_{32} & L_{33} \end{bmatrix} \frac{d}{dt} \begin{bmatrix} i_a \\ i_b \\ i_c \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} e_a \\ e_b \\ e_c \end{bmatrix}, \quad (1)$$

где $u_a, u_b, u_c, i_a, i_b, i_c, e_a, e_b, e_c, R_a, R_b, R_c, L_a, L_b, L_c$ – напряжения, токи, противоэлектродвижущие силы, сопротивления и самоиндукция в фазных обмотках статора соответственно; $L_{12}, L_{13}, L_{21}, L_{23}, L_{31}, L_{32}$ – взаимоиנדуктивность между обмотками статора. Предполагая, что трехфазное напряжение равномерно сбалансировано, сопротивление фазы можно записать как $R_a = R_b = R_c = R$; взаимоиנדуктивность $L_{11} = L_a, L_{22} = L_b, L_{33} = L_c$.

$$\begin{bmatrix} u_a \\ u_b \\ u_c \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} R & 0 & 0 \\ 0 & R & 0 \\ 0 & 0 & R \end{bmatrix} \begin{bmatrix} i_a \\ i_b \\ i_c \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} L_0 - L_g \cos(2p\theta) & 0 & 0 \\ 0 & L_0 - L_g \cos\left(2p\theta + \frac{2\pi}{3}\right) & 0 \\ 0 & 0 & L_0 - L_g \cos\left(2p\theta + \frac{4\pi}{3}\right) \end{bmatrix} \frac{d}{dt} \begin{bmatrix} i_a \\ i_b \\ i_c \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} e_a \\ e_b \\ e_c \end{bmatrix}. \quad (7)$$

Электродвижущая сила фаз определяется следующим образом [10]:

$$\begin{bmatrix} e_a \\ e_b \\ e_c \end{bmatrix} = p\omega \begin{bmatrix} \phi_{ra} \\ \phi_{rb} \\ \phi_{rc} \end{bmatrix} = p\omega \frac{d}{d(p\theta)} \begin{bmatrix} \phi_{ra} \\ \phi_{rb} \\ \phi_{rc} \end{bmatrix}, \quad (2)$$

где p – количество пар полюсов; ω – угловая скорость ротора; $\phi_{ra}, \phi_{rb}, \phi_{rc}$ – потоки ротора, индуцированные в фазах статора; θ – электрическое угловое положение ротора двигателя.

Значения самоиндуктивности и взаимоиנדуктивности фаз статора зависят от углового положения ротора и степени неравномерности зазора и определяются следующим образом:

$$L_{kk} = L_0 - L_g \cos\left(2p\theta + \frac{2(k-1)\pi}{3}\right), \quad k = 1, 2, 3; \quad (3)$$

$$L_{12} = L_{21} = -\frac{L_0}{2} - L_g \cos\left(2p\theta - \frac{2\pi}{3}\right); \quad (4)$$

$$L_{13} = L_{31} = -\frac{L_0}{2} - L_g \cos\left(2p\theta - \frac{4\pi}{3}\right); \quad (5)$$

$$L_{23} = L_{32} = -\frac{L_0}{2} - L_g \cos(2p\theta), \quad (6)$$

где L_0 – номинальное (среднее) значение индуктивности обмотки; L_g – амплитуда изменения индуктивности из-за неоднородности воздушного зазора.

Значения взаимоиנדуктивностей фаз статора незначительны, поэтому не будут учтены в (4)–(6). Форма зависимости фазных индуктивностей статора двигателя L_a, L_b, L_c от угла поворота ротора представлена на рис. 2.

Тогда (1) можно записать следующим образом:

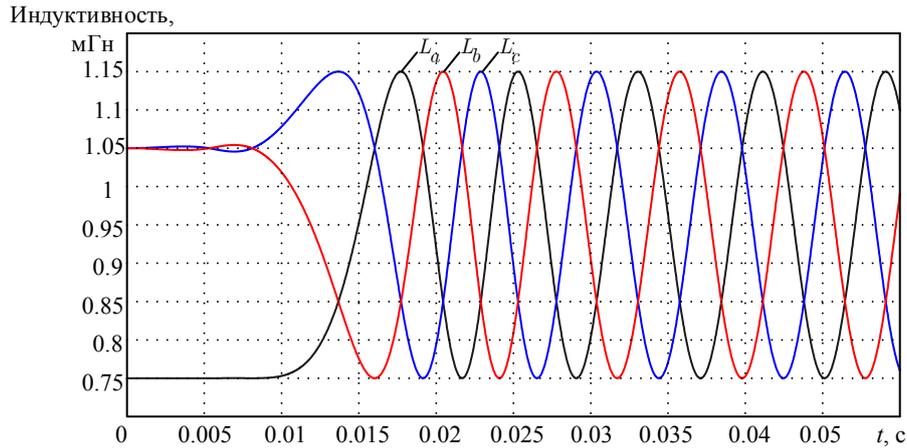


Рис. 2

С учетом магнитного насыщения и неравномерности воздушного зазора (7) запишется в виде

$$u = Ri + L \frac{d}{dt}i + e, \quad (8)$$

где

$$L = \begin{bmatrix} L_0 - L_g \times \cos(2p\theta) & 0 & 0 \\ 0 & L_0 - L_g \times \cos\left(2p\theta + \frac{2\pi}{3}\right) & 0 \\ 0 & 0 & L_0 - L_g \times \cos\left(2p\theta + \frac{4\pi}{3}\right) \end{bmatrix}$$

– матрица индуктивности фазных обмоток статора двигателя.

Уравнения электромагнитного и механического моментов двигателя имеют вид

$$M_e = \frac{1}{\omega} (e_a i_a + e_b i_b + e_c i_c); \quad (9)$$

$$J \frac{d\omega}{dt} + B\omega = M_e - M_L, \quad (10)$$

где M_e – электромагнитный момент двигателя; M_L – момент нагрузки; J – момент инерции двигателя; B – коэффициент вязкого трения двигателя.

Инвертор источника напряжения. На рис. 1 процесс осуществляется посредством двухфазной стимуляции. Следовательно, трехфазный ток будет использоваться для представления линейных напряжений [11]. Напряжение трехфазной системы может быть получено из следующих уравнений:

$$U_{ab} = 2Ri_1 + 2L_a \frac{di_1}{dt} + e_{ab}, \quad (11)$$

$$U_{bc} = 2Ri_2 + 2L_b \frac{di_2}{dt} + e_{bc}, \quad (12)$$

$$U_{ca} = 2Ri_3 + 2L_c \frac{di_3}{dt} + e_{ca}, \quad (13)$$

где U_{ab}, U_{bc}, U_{ca} – фазные напряжения; i_1, i_2, i_3 – токи контуров; e_{ab}, e_{bc}, e_{ca} – межфазные обратные ЭДС, которые могут быть получены как

$$\begin{cases} e_{ab} = e_a - e_b; \\ e_{bc} = e_b - e_c; \\ e_{ca} = e_c - e_a. \end{cases} \quad (14)$$

Токи в фазах можно выразить как

$$\begin{cases} i_a = i_1 - i_3; \\ i_b = i_2 - i_1; \\ i_c = i_3 - i_2. \end{cases} \quad (15)$$

На рис. 3 представлена схема инвертора, построенная в MatLab/Simulink из (11)–(15).

Модифицированные методы управления с широтно-импульсной модуляцией (ШИМ). Поскольку БДПМ коммутуют каждые 60° , магнитное поле неравномерно циркулирует и изменяется каждые 60° , тем самым создавая неравномерный крутящий момент [1], [12]. Алгоритм управления с ШИМ предлагается для устранения пульсаций крутящего момента, вызванного скачком магнитного поля статора.

Математическая модель БДПМ с учетом нелинейного электромагнитного возмущения двигателя. Предлагается математическая модель БДПМ с электромагнитными возмущениями, магнитным насыщением, неравномерностью воздушного зазора и зависимостью индуктивности от угла поворота ротора. Также предлагается ме-

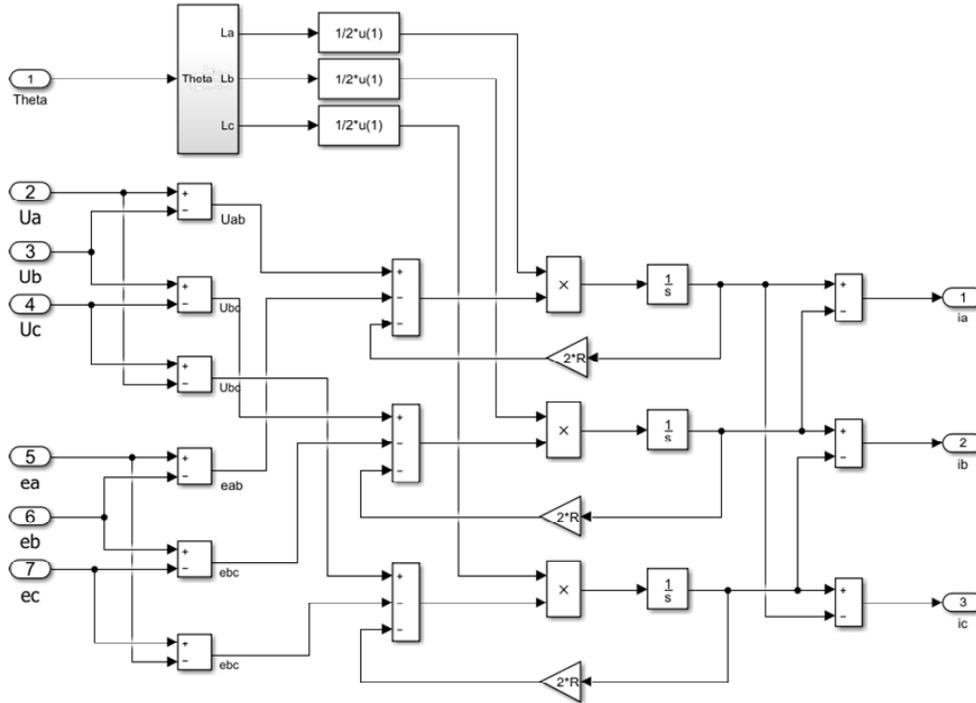


Рис. 3

тод оптимального управления с компенсатором нейронной сети для оптимизации крутящего момента на валу двигателя при работе в диапазоне низких скоростей [1], [8], [10]. После подстановки (2) в (8) фазные напряжения обмотки статора двигателя примут следующий вид:

$$u = Ri + L \frac{d}{dt} i + p\omega\Phi'_r, \quad (16)$$

где $\Phi'_r = [\phi'_{ra} \ \phi'_{rb} \ \phi'_{rc}]^T$ – производная матрица потока ротора двигателя.

Для двигателя с синусоидальным распределением магнитного потока имеем

$$\begin{bmatrix} \phi_{ra} \\ \phi_{rb} \\ \phi_{rc} \end{bmatrix} = \phi_m \begin{bmatrix} \cos(p\theta) \\ \cos\left(p\theta - \frac{2\pi}{3}\right) \\ \cos\left(p\theta - \frac{4\pi}{3}\right) \end{bmatrix}; \quad (17)$$

$$\begin{bmatrix} \phi'_{ra} \\ \phi'_{rb} \\ \phi'_{rc} \end{bmatrix} = -\phi_m \begin{bmatrix} \sin(p\theta) \\ \sin\left(p\theta - \frac{2\pi}{3}\right) \\ \sin\left(p\theta - \frac{4\pi}{3}\right) \end{bmatrix},$$

где ϕ_m – номинальный поток ротора.

Поскольку три фазы симметричны, можно написать уравнение для любой одной фазы. Подставив (3) и (17) в (16), получим

$$u_j = Ri_j + \left[L_0 - L_g \cos\left(2p\theta + \frac{2(k-1)\pi}{3}\right) \right] \frac{d}{dt} i_j - p\omega\phi_m \left[\sin\left(p\theta - \frac{2(k-1)\pi}{3}\right) \right], \quad k=1,2,3, \quad (18)$$

$$u_j = Ri_j + L_0 \frac{d}{dt} i_j - L_g \cos\left(2p\theta + \frac{2(k-1)\pi}{3}\right) \frac{d}{dt} i_j - p\omega\phi_m \sin\left(p\theta - \frac{2(k-1)\pi}{3}\right);$$

$$u_j = \left(Ri_j + L_0 \frac{d}{dt} i_j + \phi_m \right) + \left[-\phi_m - L_g \cos(2p\theta + \frac{2(k-1)\pi}{3}) \right] \frac{d}{dt} i_j - p\omega\phi_m \sin\left(p\theta - \frac{2(k-1)\pi}{3}\right), \quad (19)$$

$$u_j = u_{jl} + u_{jn}, \quad (20)$$

где $u_j, i_j, j = a, b, c$ – напряжение и ток фазы статора двигателя.

Пусть $u_{jl} = \left(Ri_j + L_0 \frac{d}{dt} i_j + \phi_m \right)$ – часть линейного напряжения двигателя, являющегося управляющим сигналом электромагнитного момента;

$$u_{jn} = \left[-\phi_m - L_g \cos\left(2p\theta + \frac{2(k-1)\pi}{3}\right) \right] \frac{d}{dt} i_j - p\omega\phi_m \sin\left(p\theta - \frac{2(k-1)\pi}{3}\right)$$

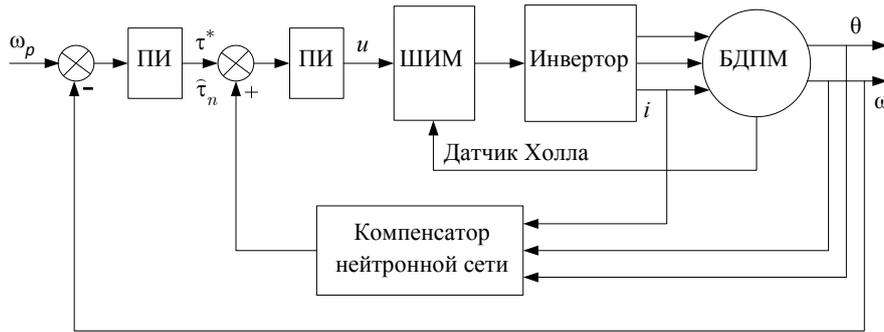


Рис. 4

– напряжение возмущения двигателя, являющееся управляющим сигналом, который оптимизирует эффективность двигателя, компенсирует нелинейные компоненты и предотвращает магнитное насыщение.

Построение СУ скоростью с ПИ-регулятором с компенсацией возмущения нейронной сетью. Структурная схема системы управления (рис. 4) имеет параметры: ω_p – эталонная угловая скорость; $\hat{\tau}_n$ – приближенная функция компенсатора нейронной сети; u – значение управления; τ^* – эталонный крутящий момент.

ПИ-регулятор чувствителен к изменениям скорости, внутренним нелинейным компонентам возмущения двигателя, возмущениям нагрузки и нелинейным элементам системы управления электроприводом [1]. Для обеспечения оптимизации работы инвертора в СУ электроприводом при различных условиях эксплуатации необходимо корректировать коэффициенты ПИ-регулятора. Для этого используется метод с применением нейронной сети в качестве адаптированного компенсатора с изменением крутящего момента для обеспечения оптимальной эффективности системы управления и устранения влияний возмущения.

С помощью ПИ-регулятора минимизируется ошибка между измеренной переменной процесса

и желаемой уставкой вычисления. Расчет ПИ-регулятора включает два отдельных режима: пропорциональный и интегральный, первый из которых определяет реакцию на текущую ошибку, второй – реакцию на недавнюю ошибку. Весовая сумма двух режимов выводится как корректирующее действие для элемента управления [12]. Скорость двигателя сравнивается с его эталонным значением и ошибка скорости обрабатывается ПИ-регулятором, выходом которого считается эталонный крутящий момент (τ^*). Трехфазный ток I^* определяется из эталонного крутящего

момента τ^* , $I^* = \frac{\tau^*}{K_T}$, где K_T – константа крутящего момента. Эталонные токи поступают на ШИМ-регулятор тока и зависят от положения ротора. Контроллер гистерезисного тока способствует генерации сигналов переключения для инвертора. При методе управления током с мгновенной обратной связью ШИМ фактический ток постоянно отслеживает командный ток в диапазоне гистерезиса [12]. Когда ток превышает верхний предел диапазона, верхний переключатель выключен, а нижний – включен. Когда ток выходит за нижнюю границу диапазона, верхний переключатель включен, а нижний выключен, как

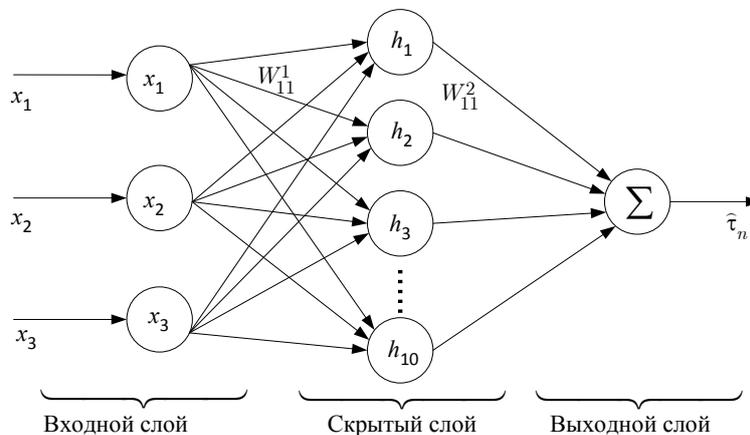


Рис. 5

это происходит при управлении другой фазой. Переключения выходного напряжения инвертора в соответствии с указанными условиями приведены далее.

Компенсация нейронной сетью. Структура нейронной сети включает 3 нейрона входного слоя, 10 нейронов скрытого слоя и 1 нейрон выходного слоя (3-10-1), как показано на рис. 5, где $\mathbf{x} = [x_1 \ x_2 \ x_3]^T$ – входной вектор (x_1 – угловое положение ротора θ ; x_2 – дифференциал тока обмотки статора $\frac{di}{dt}$; x_3 – угловая скорость ротора ω); h_j – функция Гаусса j -го нейрона описана [1], [4], [13], [14] следующим уравнением:

$$h_j = \exp\left(-\frac{\|\mathbf{x} - \mathbf{c}_j\|^2}{2b_j^2}\right), \quad j = 1, 2, \dots, m. \quad (21)$$

Здесь m – количество скрытых кнопок; $\mathbf{c}_j = [c_{j1} \ c_{j2} \ \dots \ c_{jn}]$ – центральный вектор j -го нейрона; $\mathbf{b} = [b_1 \ b_2 \ \dots \ b_n]^T$, $b_j > 0$ – ширина гауссовой функции j -го нейрона; $W = [W_1 \ W_2 \ \dots \ W_m]^T$ – весовая матрица.

Выход нейронной сети определяется выражением

$$\hat{\tau}_n(t) = W_1 h_1 + W_2 h_2 + \dots + W_m h_m,$$

где h_j , $j = 1, 2, \dots, m$ – функция Гаусса j -го нейрона.

Целевая функция для обучения нейронной сети имеет следующий вид:

$$E(t) = \frac{1}{2} (\tau_n(t) - \hat{\tau}_n(t))^2.$$

Алгоритм обновления параметров нейронной сети по методу градиентного спуска представляется уравнениями

$$\begin{aligned} \Delta W_j(t) &= -\eta \frac{\partial E}{\partial W_j} = \eta (\tau_n(t) - \hat{\tau}_n(t)) h_j; \\ W_j(t) &= W_j(t-1) + \Delta W_j(t) + \alpha [W_j(t-1) - W_j(t-2)]; \\ \Delta b_j(t) &= -\eta \frac{\partial E}{\partial b_j} = \eta (\tau_n(t) - \hat{\tau}_n(t)) W_j h_j \frac{\|x - c_j\|^2}{b_j^3}; \\ b_j(t) &= b_j(t-1) + \Delta b_j(t) + \alpha [b_j(t-1) - b_j(t-2)]; \end{aligned}$$

$$\Delta c_{ji}(t) = -\eta \frac{\partial E}{\partial c_{ji}} = \eta [\tau_n(t) - \hat{\tau}_n(t)] W_j \frac{x_j - c_{ji}}{b_j^2};$$

$$c_{ji} = c_{ji}(t-1) + \Delta c_{ji}(t) + \alpha [c_{ji}(t-1) - c_{ji}(t-2)],$$

где $\eta \in (0, 1)$ – скорость обучения; $\alpha \in (0, 1)$ – коэффициент момента.

Алгоритм обучения обратного распространения ошибки Левенберга–Марквардта [15]. Форма сигмовидной функции активации описана выражением

$$a = \frac{2}{1 + e^{-2n}} - 1.$$

После обучения нейронной сети получим весовые матрицы и ширину гауссовой функции:

$$\begin{aligned} \mathbf{W1} &= [0.33889854099076771599 \\ &\quad -0.66223267168751343004 \\ &\quad -0.15867450627499493643; \\ &\quad -0.14710024553870362785 \ 3.829754068601526118 \\ &\quad 0.073201784381512230437; \\ &\quad 5.4913574301265803967 \ -1.3882067499145249734 \\ &\quad -0.43176598840678570568; \\ &\quad -3.7525107802627286624 \\ &\quad -1.2547876568726723523 \ 9.336619036663787341; \\ &\quad -0.54870633610833552396 \ 6.584942528066267009 \\ &\quad 2.9826425374077625285; \\ &\quad 0.31546528631565790013 \\ &\quad 0.33883525780501505542 \\ &\quad -4.1332824639562577573; \\ &\quad -4.2621242875894989055 \ - \\ &\quad 15.887793570418628164 \ 4.9010089933490350589; \\ &\quad 0.087762326732601356194 \\ &\quad 11.180406927423501173 \ 1.6661913943562698392; \\ &\quad 5.9116972330630046528 \ 6.5087737488078749593 \\ &\quad 2.8908390399263312887; \\ &\quad -5.5177405367533083336 \ 1.6354764171767801617 \\ &\quad 0.86549113065945260104]; \end{aligned}$$

$$\begin{aligned} \mathbf{W2} &= [2.6107677281150847293 \\ &\quad 12.34116322007775679 \ -9.8328375005158061839 \\ &\quad 0.33579416734885381146 \\ &\quad -28.489832262756934256 \\ &\quad -0.31380728788347156399 \\ &\quad -0.13678373103844762571 \\ &\quad -0.33019161001544827805 \ 29.468209028132136496 \\ &\quad -9.6967882633022970396]; \end{aligned}$$

$$\begin{aligned} \mathbf{b1} &= [1.4408656498754077724; \\ &\quad 4.726087968183438015; \ 2.3280337377459052739; \\ &\quad 3.7105035869362565926; \ 5.1309901037364111787; \\ &\quad 3.3367088894186665016; \\ &\quad -18.129619584739742777; \ 7.190584688800215396; \\ &\quad 11.485980165080450277; \\ &\quad -2.5989311230721572343]; \end{aligned}$$

$$\mathbf{b2} = [-15.011554604987145112.$$

Закон управления. Из структурной схемы (рис. 4) запишем закон управления следующим образом:

$$u = K_p (\tau^* + \hat{\tau}_n) + K_I \int_0^t (\tau^* + \hat{\tau}_n) dt,$$

где K_p , K_I – пропорциональный и интегральный коэффициенты ПИ-регулятора.

В теоретических исследованиях искусственных нейронных сетей доказано, что их можно использовать для аппроксимации с любой точностью любых многомерных функций (согласно теореме А. Холмогорова). Нейронные сети используются для аппроксимации нелинейной функции u_{jn} в (20).

Компьютерные эксперименты. Параметры двигателя БДПМ представлены в таблице.

Наименование параметра	Обозначение	Значение
Сопротивление обмотки статора, Ом	R_1	0.9
Номинальная индуктивность обмотки статора, мГн	L_0	0.95
Амплитуда изменения индуктивности, мГн	L_g	0.2
Количество пар полюсов	p	4
Коэффициент вязкого трения двигателя, кг/м ²	B	$2 \cdot 10^{-3}$
Момент инерции двигателя, кг·м ²	J	$5.5 \cdot 10^{-3}$
Номинальный поток ротора, Вб	Φ_m	0.2158

Имитационная модель системы управления в среде MatLab/Simulink показана на рис. 6, момент нагрузки в виде шумов Гаусса – на рис. 7.

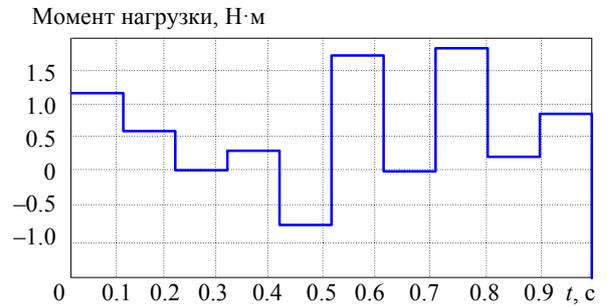


Рис. 7

Качество работы БДПМ для низкоскоростных систем следящего электропривода оценивается по составляющим скорости, электромагнитного момента и фазного тока, графики которых представлены на рис. 8–10 соответственно.

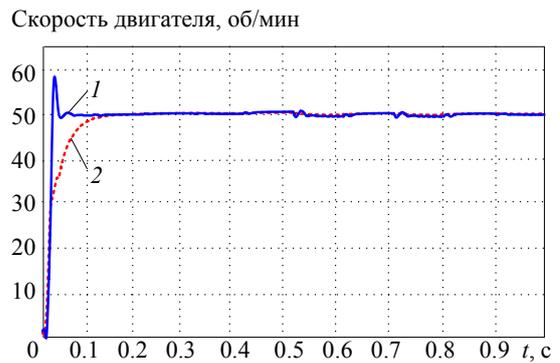


Рис. 8

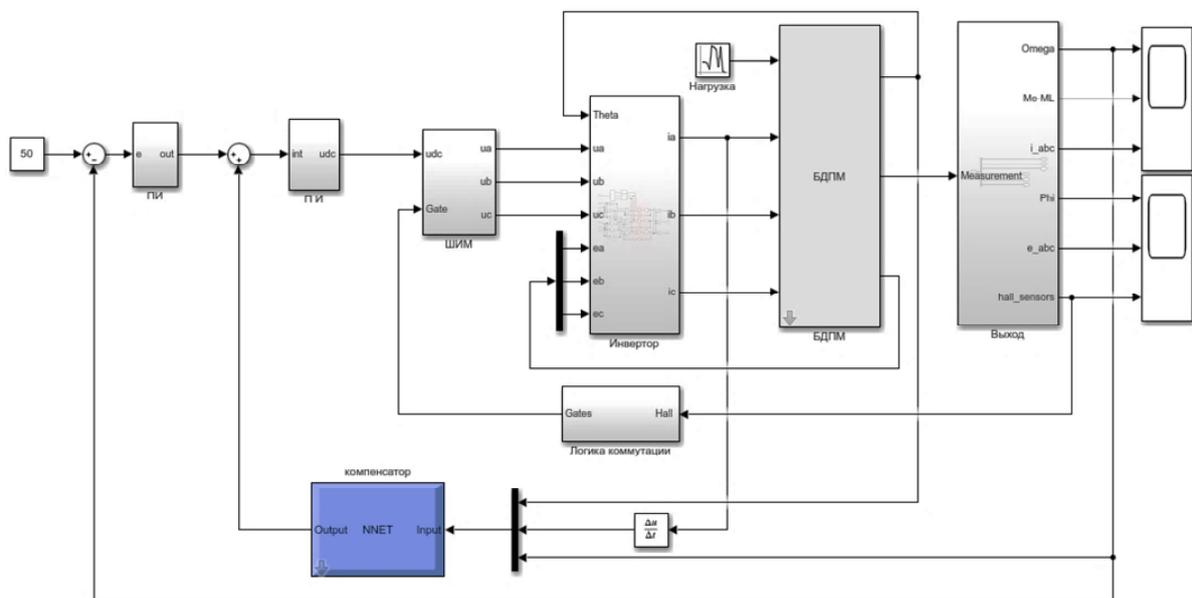


Рис. 6

На рис. 8 кривая 1 соответствует системе управления с ПИ-регулятором; кривая 2 – с ПИ-регулятором с компенсацией нейронной сетью, в которой в переходном режиме нет перерегулирования (плавная выходная характеристика при изменении момента нагрузки).

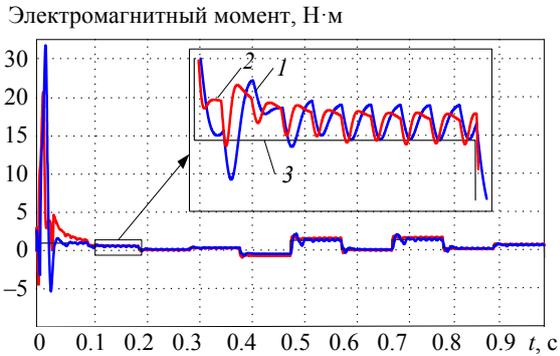


Рис. 9

На рис. 9 кривые 1 – электромагнитный момент ПИ-регулятора; 2 – электромагнитный момент ПИ-регулятора с компенсацией нейронной сетью, имеющей меньшую колебательность; 3 – момент нагрузки.

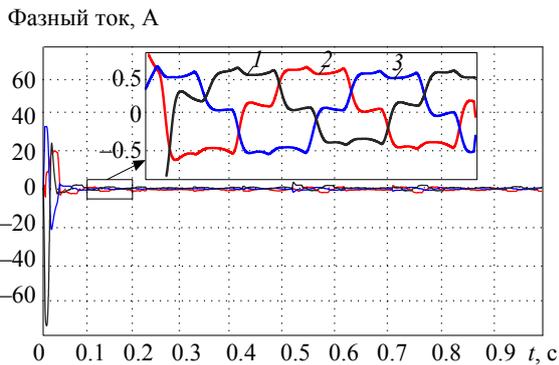


Рис. 10

На рис. 10 кривые 1, 2, 3 соответствуют фазным токам i_a , i_b , i_c обмоток статора двигателя, значения которых зависят от момента нагрузки (при моменте нагрузки, равном 0.5 получим $I \approx 0.5 A$).

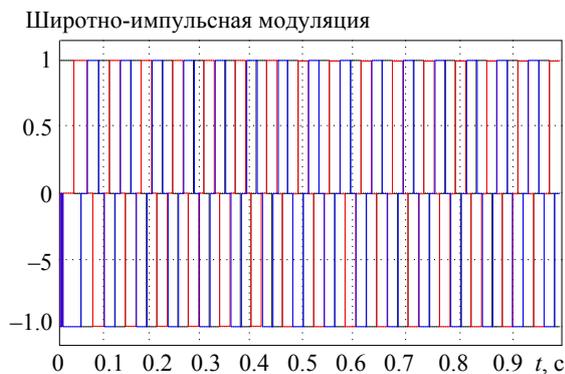


Рис. 11

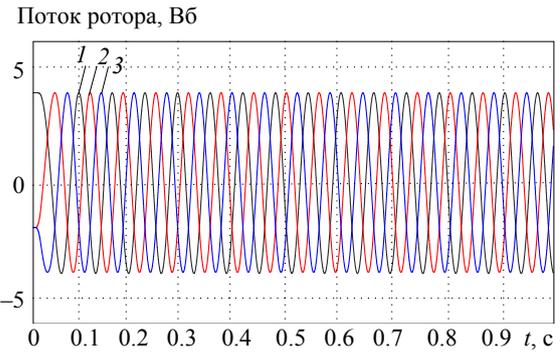


Рис. 12

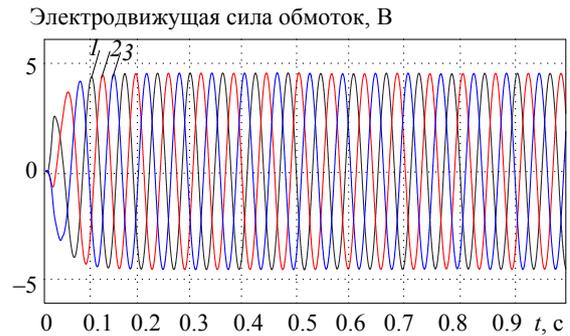


Рис. 13

На рис. 11–13 показаны широтно-импульсная модуляция, поток ротора, ЭДС обмоток статора двигателя (кривые 1, 2, 3 соответствуют фазам А, В, С соответственно).

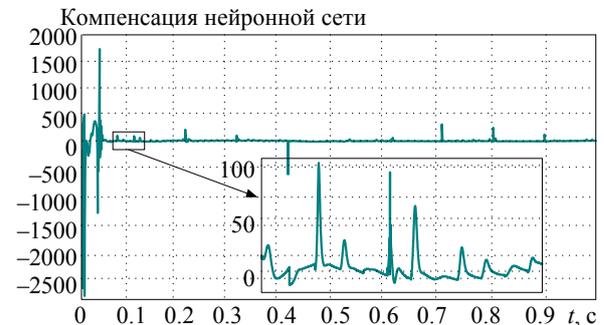


Рис. 14

На рис. 14 представлен график адаптированной компенсации нейронной сетью. Компенсация возмущения с помощью нейронной сети автоматически адаптируется к изменениям нелинейных параметров в модели двигателя и нагрузки для обеспечения качественного управления системой.

В статье построена математическая модель двигателя БДПМ с нелинейными возмущениями – магнитным насыщением, неравномерностью воздушного зазора и индуктивностью катушки в зависимости от углового положения ротора. Эти нелинейные компоненты двигателя представлены дифференциальными уравнениями. Предлагается метод эффективного управления скоростью и крутящим моментом двигателя в системах элек-

тропровода в низкоскоростном диапазоне (например, робот). Синтез ПИ-регулятора с компенсацией нейронной сети для двигателя БДПМ показывает хорошие результаты. Выходная скорость точно соответствует установленной скорости, отсутствует перерегулирование, выходные

характеристики плавные, колебания при изменении крутящего момента нагрузки невелики. Электромагнитный момент двигателя соответствует крутящему моменту нагрузки с небольшими колебаниями.

СПИСОК ЛИТЕРАТУРЫ

1. Belov M. P., Khoa T. D., Truong D. D. Bldc of robotic manipulators with neural torque compensator based optimal robust control // IEEE Conf. of Russian Young Researchers in Electrical and Electronic Engineering (EIConRus). Saint Petersburg: IEEE, 2019. С. 437–441.
2. Murugesan S. An overview of electric motors for space applications // IEEE transactions on industrial electronics and control instrumentation. 1981. № 4. P. 260–265.
3. Giridharan K., Natarajan S. P., Chellamuthu C. Intelligent controllers for permanent magnet brushless DC motor // Intern. Conf. on Power Electronics. India: IEEE, 2006. С. 247–252.
4. Ji H., Li Z. Design of neural network PID controller based on brushless DC motor // Second Intern. Conf. on Intelligent Computation Technology and Automation. IEEE, 2009. Vol. 3. P. 46–49. URL: <https://www.semanticscholar.org/paper/Design-of-Neural-Network-PID-Controller-Based-on-DC-Ji-Li/6bec49e62ddb8ad583a8e5ff31d6654ab71f07d8> (дата обращения 20.08.2020).
5. Kumar R., Padmanaban S. V. An artificial neural network based rotor position estimation for sensorless permanent magnet brushless DC motor drive // IECON 2006–32nd Annual Conf. on IEEE Industrial Electronics. Paris, France: IEEE, 2006. P. 649–654.
6. Leena N., Shanmugasundaram R. Artificial neural network controller for improved performance of brushless DC motor // Intern. Conf. on Power Signals Control and Computations (EPSCICON). Thrissur, India: IEEE, 2014. P. 1–6.
7. Li X-X, Zhang Q-J, Xiao H-J. Speed control of brushless DC motor based on single neuron PID and wavelet neural network // IEEE Intern. Conf. on Control and Automation. Guangzhou, China: IEEE, 2007. С. 617–620.
8. Hemati N., Leu M. C. A complete model characterization of brushless DC motors // IEEE Transactions on Industry Applications. 1992. Vol. 28, № 1. P. 172–180.
9. Hemati N., Thorp J. S., Leu M. C. Robust nonlinear control of brushless DC motors for direct-drive robotic applications // IEEE Transactions on Industrial Electronics. 1990. Vol. 37, № 6. P. 460–468.
10. Grenier D., Dessaint L. A., Akhrif O. A park-like transformation for the study and the control of a nonsinusoidal brushless dc motor // Proc. of IECON'95–21st Annual Conf. on IEEE Industrial Electronics. Orlando, FL, USA: IEEE, 1995. Vol. 2. P. 836–843.
11. Nur Adiimah, Ahmad shahrizan Abdul ghani, Muhammad Luqman Muhd Zain. Enhancement of Variable Speed Brushless DC Motor using Neural Network // Indian J. of Science and Technology. 2016. Vol. 9. P. 14.
12. Sanita C. S., Kuncheria J. T. Modelling and simulation of four quadrant operation of three phase brushless DC motor with hysteresis current controller // Intern. J. of Advanced Research in Electrical, Electronics and Instrumentation Engineering. India, 2013. Vol. 2, № 6.
13. Rubaai A., Kotaru R., Kankam M. D. A continually online-trained neural network controller for brushless DC motor drives // IEEE transactions on industry applications. 2000. Vol. 36, № 2. P. 475–483.
14. Shuzhi S. G., Hang C. C., Woon L. C. Adaptive neural network control of robot manipulators in task space // IEEE transactions on industrial electronics. 1997. Vol. 44, № 6. P. 746–752.
15. Ge S. S., Hang C. C., Zhang T. Adaptive neural network control of nonlinear systems by state and output feedback // IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics, Part B (Cybernetics). 1999. Vol. 29, № 6. P. 818–828.

M. P. Belov., D. D. Truong
Saint Petersburg Electrotechnical University

ELECTRIC DRIVE CONTROL BASED ON PERMANENT MAGNET BRUSHLESS DC MOTOR WITH MAGNETIC SATURATION BY NEURAL NETWORK COMPENSATOR

Proposes a mathematical model of a permanent magnet brushless motor (PMBM) taking into account the uneven gap and magnetic saturation. In the mathematical model of the PMBM, the change in the value of the inductance of the stator winding is considered when the position of the rotor angle changes. This mathematical model is a multidimensional set of functions of the electromagnetic torque and magnetic flux connecting the stator phase windings of the motor. On the basis of the constructed mathematical model, the article proposes a method for controlling the feedback of a neural network to compensate for nonlinear components due to magnetic saturation. The proportional integral (PI) control algorithm combines a nonlinear compensator with a neural network to control the speed of the PMBM motor in the low-speed range of operation with Gaussian disturbance of the load torque. To increase the efficiency and select a control method using the PMBM engine, it is necessary to consider its nonlinear elements. A modern approach to solving the problems posed is the use of a neural network compensator with a PI controller. The simulation results showed that the controller has a strong self-adaptation compared to the conventional PI controller.

Control, permanent magnet brushless motor, compensator, neural network, proportional integral controller, magnetic saturation