

D. A. Gerasimov, V. A. Tupik
Saint Petersburg Electrotechnical University

INFLUENCE OF DISTORTIONS OF THE TOPOLOGY OF FILM CONDUCTORS OF AN ELECTROSTATIC UNIT ON THE DEGREE OF UNIFORMITY OF THE GENERATED ELECTRIC FIELD

Photolithography is one of the most common technological processes for the formation of a given topology of film conductors on a flat surface. However, if it is necessary to obtain a pattern in film conductors on a curved surface, for example, on the inner wall of a glass cylinder, significant difficulties arise, which ultimately affect the reproducibility of the technological process and the yield of suitable products. The article deals with the formation of a given topology of film conductors on the example of an electrostatic unit for deflecting an electron beam made of glass and having the shape of a cylinder. The features of the resulting topology, made using photolithography and when the film is evaporated from a glass surface by a series of laser pulses, are compared. The influence of the distortion of the width of the insulating gap between the film electrodes on the degree of homogeneity of the generated electrostatic deflecting field is estimated. The results obtained make it possible to set technological tolerances when organizing the production of such film assemblies of radio electronic equipment (REA).

Film electrostatic nodes, Laplace equations, topology distortion, laser lithography

УДК 62-83+ 681.513

Чыонг Д. Д., Белов М. П.
Санкт-Петербургский государственный электротехнический университет «ЛЭТИ» им. В. И. Ульянова (Ленина)

Разработка математической модели нелинейных электроприводов экзоскелета и подчиненного управления с самонастройкой на основе нейронной сети

Предлагается подчиненное регулирование с самонастраивающейся адаптацией коэффициентов контура положения аналоговой нейронной сетью для нелинейного электропривода экзоскелета. Нейронная сеть (НС) обладает мощными возможностями непрерывного обучения, адаптации и решения проблемы нелинейности, дает новый нелинейный нейросетевой регулятор на основе пропорционального интегрального дифференциального (ПИД) управления. Для коррекции коэффициентов традиционных ПИД-регуляторов предлагается применять нейронную сеть, позволяющую самонастраивать коэффициенты напрямую по ее выходам на основе ошибок системы управления. Разработка динамической модели экзоскелета включает пять звеньев двух ног и корпуса с учетом нелинейных электроприводов как управляемый объект. Нелинейный подход при моделировании обусловлен применением системы управления электроприводами экзоскелета в различных условиях. Звенья и электропривод экзоскелета являются многомассовой вращающейся в двух направлениях системой с нелинейностями в виде вязкого и кулоновского трений, упругостью и внешним возмущением. Рассматривается метод подчиненного регулирования в сочетании с нейронной сетью для нелинейных электроприводов экзоскелета при следящем управлении траекторией суставов экзоскелета. Исследование выполнено в программе MatLab/Simulink, результаты которого иллюстрируют эффективность предложенного метода управления.

Экзоскелет, электропривод, регулятор, самонастройка, нейронная сеть, математическая модель

Экзоскелетом называется носимый робот, оснащенный системой мехатроники, разработанный для обеспечения гармоничных рабочих от-

ношений с человеческим телом. Взаимодействие между пациентом и экзоскелетом должно быть механически совместимо с анатомией тела чело-

века, так как должно обеспечивать безопасное движение носителя. При изучении управляющих стратегий нижних конечностей экзоскелета (НКЭ) для реабилитационной тренировки пациентов с остаточной мышечной силой в конечностях необходимо обратить внимание на два основных момента: во-первых, экзоскелет адаптивно подстраивает тренировочные задачи в соответствии с состоянием пораженных нижних конечностей разных пациентов [1]–[3]; во-вторых, управление экзоскелетом оптимизируется на основе активной мышечной силы нижних конечностей пациента, чтобы он мог больше участвовать в реабилитационных тренировках для достижения максимальной нагрузки на мышцы.

Безмодельная система управления в настоящее время активно развивается и демонстрирует свою эффективность. Поскольку экзоскелет представляет собой модель с сильной нелинейностью и множеством неопределенных параметров, то при таком управлении он использует обычный ПИД-регулятор. Нахождение коэффициентов ПИД-регулятора – сложная и неэффективная задача для нелинейных систем. В [4] представлен метод настройки коэффициентов ПИД-регулятора для НКЭ с алгоритмом GaPSo (Generalized Self-Adapting Particle Swarm Optimization) для оптимизации ошибки слежения системы управления. Однако GaPSo подходит только для фиксированного кадра НКЭ. Кроме того, не учитывается влияние возмущений от механических приводов и пациента. В [5]–[7] представлены методы обучения локальной модели на основе оценки задержки времени с помощью нейронной сети, однако алгоритмы этих методов громоздки и не устраняют полностью нелинейного возмущения из-за временной задержки.

Рассматривается метод, сочетающий подчиненное управление преимущественно с простым ПИД-регулятором с аналоговой нейронной сетью, имеющей возможность непрерывного обучения и адаптации, повышающий эффективность нелинейной системы НКЭ. Сходимость и устойчивость метода доказывается на основе дискретного преобразования и функция Ляпунова.

Разработка динамической модели нижних конечностей системы «человек–экзоскелет» (НКЧЭ) с нелинейными электроприводами. Рассмотрим моделирование динамики системы «человек–экзоскелет» как пятизвенную двуногую систему (рис. 1), имеющую корпус в сагиттальной плоскости на основе принципов Лагранжа.

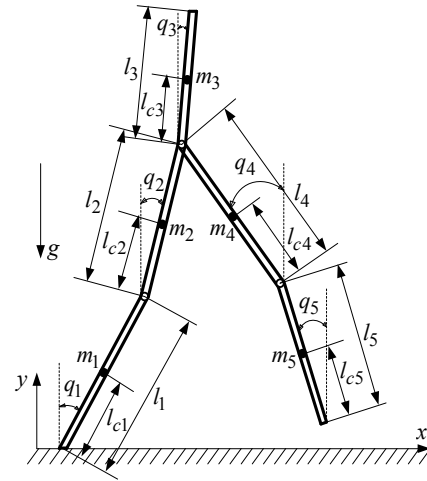


Рис. 1

Математическая модель динамики нижних конечностей системы «человек–экзоскелет» с нелинейными электроприводами можно записать в виде [6]:

$$A(q)\ddot{q} + B(q, \dot{q})\dot{q} + C(q) + F(q, \dot{q}) + M_h = U_{II},$$

где $q \in \mathbb{R}^n$ – обобщенная координата позиции звеньев;

$$A(q) = \begin{bmatrix} a_{11} + a_1 & a_{12} & a_{13} \\ a_{21} & a_{22} + a_2 & a_{23} \\ a_{31} & a_{32} & a_{33} + a_3 \\ a_{41} & a_{42} & a_{43} \\ a_{51} & a_{52} & a_{53} \\ a_{14} & a_{15} \\ a_{24} & a_{25} \\ a_{34} & a_{35} \\ a_{44} + a_4 & a_{45} \\ a_{54} & a_{55} + a_5 \end{bmatrix},$$

где $a = \text{diag}\{a_1, a_2, a_3, a_4, a_5\} = \text{diag}\{r^2 J_m\}$; a_{ij} – элементы матрицы инерции $A(q)$; r – передаточное отношение редуктора суставов; J_m – момент инерции двигателей;

$$B(q, \dot{q}) = \begin{bmatrix} b_{11} + b_1 & b_{12} & b_{13} \\ b_{21} & b_{22} + b_2 & b_{23} \\ b_{31} & b_{32} & b_{33} + b_3 \\ b_{41} & b_{42} & b_{43} \\ b_{51} & b_{52} & b_{53} \\ b_{14} & b_{15} \\ b_{24} & b_{25} \\ b_{34} & b_{35} \\ b_{44} + b_4 & b_{45} \\ b_{54} & b_{55} + b_5 \end{bmatrix},$$

где $b = \text{diag}\{b_1, b_2, b_3, b_4, b_5\} = \text{diag}\left\{r^2 b_m + \frac{r^2 k_v k_t}{R}\right\}$;

b_{ij} – элементы матрицы $B(q, \dot{q})$, содержащей центробежные силы и силы Кориолиса; b_m – коэффициенты вязкого трения двигателей; k_v – константа электродвижущей силы двигателей; k_t – константа момента двигателей; R – сопротивление фазной обмотки двигателей; $C(q) = [c_1, c_2, c_3, c_4, c_5]^T$ – вектор, содержащий моменты

$U_{\Pi} = \left[\frac{rk_t}{R} u_1, \frac{rk_t}{R} u_2, \frac{rk_t}{R} u_3, \frac{rk_t}{R} u_4, \frac{rk_t}{R} u_5 \right]^T$ –

вектор управляющего напряжения; $F(q, \dot{q}) = [f_1, f_2, f_3, f_4, f_5]^T$ – функция момента упругости и трения, представленная кулоновским трением, вязким трением,

$$f_i = b_e \dot{q}_j + \gamma \text{sign}(\dot{q}_j) + k_s (r - 1) q_j + r \alpha \text{sign}(r \dot{q}_j),$$

где q_j – угол j -го сустава экзоскелета; b_e – коэффициенты вязкого трения суставов экзоскелета; γ – коэффициенты динамического трения суставов экзоскелета; α – коэффициенты динамического трения редуктора электропривода; k_s – эквивалентная жесткость упругой связи привода; M_h – вектор момента остатка ноги человека (считается внешним возмущением).

Элементы матриц $A(q)$, $B(q, \dot{q})$ и вектора $C(q)$ определяются следующим образом:

$$\begin{aligned} a_{11} &= J_1 + l_{c1}^2 m_1 l_1^2 (m_2 + m_3 + m_4 + m_5); \\ a_{12} &= [l_1 l_{c2} m_2 + l_1 l_2 (m_3 + m_4 + m_5)] \cos(q_1 - q_2); \\ a_{13} &= l_1 l_{c3} m_3 \cos(q_1 - q_3); \\ a_{14} &= [l_1 l_4 (m_4 + m_5) - l_1 l_{c4} m_4] \cos(q_1 + q_4); \\ a_{15} &= (l_5 - l_{c5}) l_1 m_5 \cos(q_1 + q_5); \\ a_{21} &= [l_1 l_{c2} m_2 + l_1 l_2 (m_3 + m_4 + m_5)] \cos(q_1 - q_2); \\ a_{22} &= J_2 + l_{c2}^2 m_2 + l_2^2 (m_3 + m_4 + m_5); \\ a_{23} &= l_2 l_{c3} m_3 \cos(q_2 - q_3); \\ a_{24} &= [l_2 l_4 (m_4 + m_5) - l_2 l_{c4} m_4] \cos(q_2 + q_4); \\ a_{25} &= (l_5 - l_{c5}) l_2 m_5 \cos(q_2 + q_5); \\ a_{31} &= l_1 l_{c3} m_3 \cos(q_1 - q_3); \quad a_{32} = l_2 l_{c3} \cos(q_2 - q_3); \\ a_{33} &= J_3 + l_{c3}^2 m_3; \quad a_{34} = 0; \quad a_{35} = 0; \\ a_{41} &= [l_1 l_4 (m_4 + m_5) - l_1 l_{c4} m_4] \cos(q_1 + q_4); \\ a_{42} &= [l_1 l_4 (m_4 + m_5) - l_2 l_{c4} m_4] \cos(q_1 + q_4); \end{aligned}$$

$$\begin{aligned} a_{43} &= 0; \quad a_{44} = J_4 + l_4^2 (m_4 + m_5) + l_{c4}^2 m_4 - 2l_4 l_{c4} m_4; \\ a_{45} &= (l_5 - l_{c5}) l_4 m_5 \cos(q_4 - q_5); \\ a_{51} &= (l_5 - l_{c5}) l_1 m_5 \cos(q_1 + q_5); \\ a_{52} &= (l_5 - l_{c5}) l_2 m_5 \cos(q_2 + q_5); \quad a_{53} = 0; \\ a_{54} &= (l_5 - l_{c5}) l_4 m_5 \cos(q_4 - q_5); \\ a_{55} &= J_5 + l_5^2 m_5 + l_{c5}^2 m_5 - 2l_5 l_{c5} m_5; \quad b_{11} = 0; \\ b_{12} &= (l_{c2} m_2 + l_2 m_3 + l_2 m_4 + l_2 m_5) \dot{q}_2 l_1 \sin(q_1 - q_2); \\ b_{13} &= \dot{q}_3 l_1 l_{c3} m_3 \sin(q_1 - q_3); \\ b_{14} &= (l_{c4} m_4 - l_4 m_4 - l_4 m_5) \dot{q}_4 l_1 \sin(q_1 + q_4); \\ b_{15} &= (l_{c5} - l_5) \dot{q}_5 l_1 m_5 \sin(q_1 + q_5); \\ b_{21} &= -(l_{c2} m_2 + l_2 m_3 + l_2 m_4 + l_2 m_5) \dot{q}_2 l_1 \sin(q_1 - q_2); \\ b_{22} &= 0; \quad b_{23} = l_2 l_{c3} m_3 \dot{q}_3 (q_2 - q_3); \\ b_{24} &= (l_{c4} m_4 - l_4 m_4 - l_4 m_5) l_2 \dot{q}_4 (q_2 + q_4); \\ b_{25} &= (l_{c5} - l_5) l_2 m_5 \dot{q}_5 \sin(q_2 + q_4); \\ b_{31} &= -l_1 l_{c3} m_3 \dot{q}_1 \sin(q_1 - q_3); \\ b_{32} &= -l_2 l_{c3} m_3 \dot{q}_2 \sin(q_2 - q_3); \quad b_{33} = 0; \quad b_{34} = 0; \\ b_{35} &= 0; \quad b_{41} = -(l_{c4} m_4 - l_4 m_4 - l_4 m_5) l_1 \dot{q}_1 \sin(q_1 + q_4); \\ b_{42} &= -(l_{c4} m_4 - l_4 m_4 - l_4 m_5) l_2 \dot{q}_2 \sin(q_1 + q_4); \\ b_{43} &= 0; \quad b_{44} = 0; \quad b_{45} = (l_5 - l_{c5}) l_4 m_5 \dot{q}_5 \sin(q_4 - q_5); \\ b_{51} &= (l_{c5} - l_5) l_1 m_5 \dot{q}_1 \sin(q_1 + q_5); \\ b_{52} &= (l_{c5} - l_5) l_2 m_5 \dot{q}_2 \sin(q_2 + q_5); \quad b_{53} = 0; \\ b_{54} &= (l_{c5} - l_5) l_4 m_5 \dot{q}_4 \sin(q_4 - q_5); \quad b_{55} = 0; \\ c_1 &= -[l_{c1} m_1 + l_1 (m_2 + m_3 + m_4 + m_5)] g \sin(q_1); \\ c_2 &= -[l_{c2} m_2 + l_2 (m_3 + m_4 + m_5)] g \sin(q_2); \\ c_3 &= -l_{c3} m_3 g \sin(q_3); \\ c_4 &= -[l_4 (m_4 + m_5) - l_{c4} m_4] g \sin(q_4); \\ c_5 &= -(l_5 - l_{c5}) g m_5 \sin(q_5), \end{aligned}$$

где $m_1 = m_{e1} + m_{h1}$, $m_5 = m_{e5} + m_{h5}$ (m_{e1} , m_{e5} – массы звеньев голени экзоскелета; m_{h1} , m_{h5} – массы голени человека); $m_2 = m_{e2} + m_{h2}$, $m_4 = m_{e4} + m_{h4}$ (m_{e2} , m_{e4} – массы звеньев бедер экзоскелета; m_{h2} , m_{h4} – массы бедер человека); $m_3 = m_{e3} + m_{h3}$ (m_{e3} – масса корпуса экзоскелета; m_{h3} – масса корпуса человека); l_1, l_5 – длины коленных звеньев экзоскелета; l_2, l_4 – длины тазобедренных ЗЭ; l_3 – длина корпуса ЗЭ; l_{cj} , $j = \overline{1,5}$ – центральная длина звена звеньев экзоскелета; J_j , $j = \overline{1,5}$ – момент инерции ЗЭ.

Построение структуры системы управления. Принцип подчиненного регулирования (ПР)

широко распространен при разработке систем управления скоростью и положением всевозможных механизмов общепромышленного и специального назначения. Построение более сложных систем управления (нелинейных, адаптивных, интеллектуальных и т. п.) осуществляется включением в них метода подчиненного регулирования как базовую и неизменяемую структуру, являющуюся неотъемлемой частью объекта управления, рассматриваемого в виде исходного описания при синтезе более сложных систем [8]. Структура адаптивной системы управления с ПИД-регулятором и нейронной сетью представлена на рис. 2, где $e_p(t)$, $e_i(t)$, $e_d(t)$ – ошибка заданного углового положения сустава и фактическим угловым положением, интегральная и дифференциальная ошибки системы соответственно (входы нейронной сети); $U_{рп}$ – выходное напряжение контура положения; $U_{рс}$ – выходное напряжение контура скорости; $M_T = \alpha \operatorname{sgn}(\dot{q}_m) = \alpha \operatorname{sgn}(r\dot{q})$ – момент трения в электроприводе; $M_y = k_s(q_m - q) = k_s q(r - 1)$ – упругий момент в механической связи электроприводе; $e_{pj}(t) = q_{zj}(t) - q_j(t)$, $j = \overline{1,5}$ – ошибка системы управления; $M_{п}$ – выходной вектор управляющего момента электроприводе.

Синтез подчиненного регулятора с нейронной сетью. Самонастраивающаяся нейронная сеть коэффициентов ПИД-регулятора контура положения включает 3 нейрона входного слоя, 10 нейронов скрытого слоя и 3 нейрона выходного слоя. Рассмотрим структуру нейрона, показанную на рис. 3, где $\varphi(x)$ – функция активации нейронной сети; $x(t)$ – вход сигмовидной функции; $U_{рп}(t)$ – выход нейронной сети, $K_{пнс}$, $K_{инс}$, $K_{днс}$ – пропорциональный, интегральный и дифференциальный коэффициенты соответственно, самонастраивающиеся нейронной сетью контура положения;

Входное напряжение регулятора контура положения $U_{рп}(t)$ получим из следующего уравнения:

$$U_{рп}(t) = \varphi(x), \tag{1}$$

Вход сигмовидной функции $\varphi(x)$ имеет нелинейную зависимость вида

$$\varphi(x) = \frac{1 - e^{-2x}}{1 + e^{-2x}}. \tag{2}$$

Нейронные сети обучаются с помощью обычного алгоритма обратного распространения для минимизации системной ошибки между выходными траекториями углов с заданными траекториями суставов.

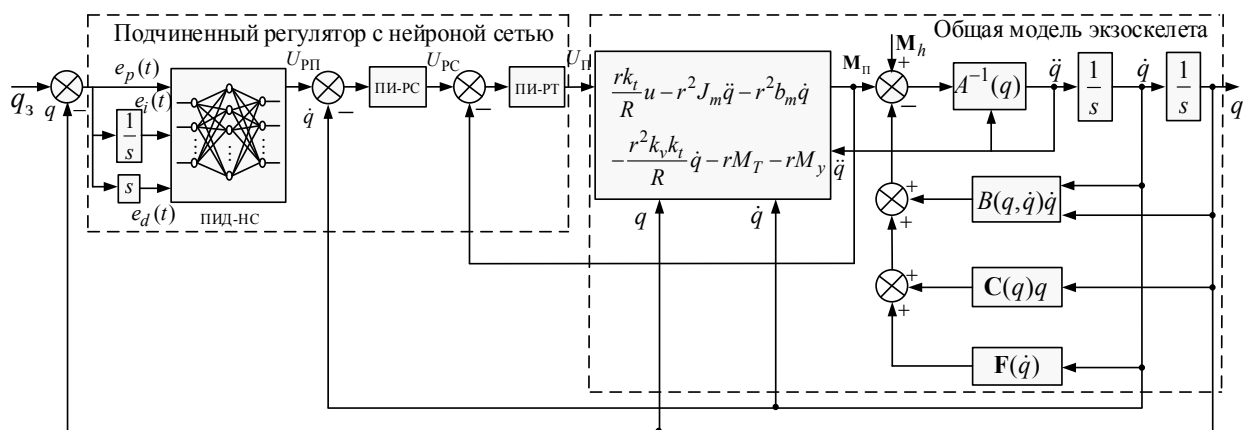


Рис. 2

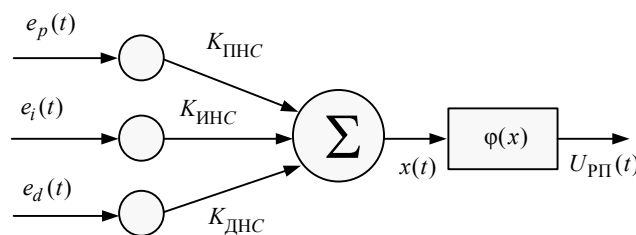


Рис. 3

Входной сигнал сигмовидной функции определяется следующим образом:

$$x(t) = K_{\text{ПНС}j} e_{pj}(t) + K_{\text{ИНС}j} \int_0^t e_{pj}(t) dt + K_{\text{ДНС}j} \frac{de_{pj}(t)}{dt}, \quad j = \overline{1, 5}. \quad (3)$$

Цель процесса обучения нейронной сети ПИД-регулятора заключается в корректировке ее веса для минимума функции затрат [9]:

$$E_j(t) = \frac{1}{2} [q_{zj}(t) - q_j(t)]^2 = \frac{1}{2} e_{pj}^2(t), \quad (4)$$

где $q_{zj}(t)$ – заданная траектория угла j -го сустава экзоскелета.

Для регулировки весов используем метод уменьшения уклона:

$$K_{\text{ПНС}j}(t) = K_{\text{ПНС}j}(0) - \eta_{pj} \int_0^t \frac{\partial E_j(t)}{\partial K_{\text{ПНС}j}} dt, \quad (5)$$

$$K_{\text{ИНС}j}(t) = K_{\text{ИНС}j}(0) - \eta_{ij} \int_0^t \frac{\partial E_j(t)}{\partial K_{\text{ИНС}j}} dt, \quad (6)$$

$$K_{\text{ДНС}j}(t) = K_{\text{ДНС}j}(0) - \eta_{dj} \int_0^t \frac{\partial E_j(t)}{\partial K_{\text{ДНС}j}} dt, \quad (7)$$

где η_{pj} , η_{ij} , η_{dj} – скорости обучения, определяемые скоростью сходимости нейронной сети для суставов экзоскелета.

Используя цепное правило, получим следующие уравнения:

$$\begin{aligned} \frac{\partial E_j(t)}{\partial K_{\text{ПНС}j}} &= \frac{\partial E_j(t)}{\partial q_j} \frac{\partial q_j(t)}{\partial U_{\text{РП}j}} \frac{\partial U_{\text{РП}j}(t)}{\partial x} \frac{\partial x(t)}{\partial K_{\text{ПНС}j}} = \\ &= -e_{pj}^2(t) \frac{\partial q_j(t)}{\partial U_{\text{РП}j}} \varphi'(x(t)), \end{aligned} \quad (8)$$

$$\begin{aligned} \frac{\partial E_j(t)}{\partial K_{\text{ИНС}j}} &= \frac{\partial E_j(t)}{\partial q_j} \frac{\partial q_j(t)}{\partial U_{\text{РП}j}} \frac{\partial U_{\text{РП}j}(t)}{\partial x} \frac{\partial x(t)}{\partial K_{\text{ИНС}j}} = \\ &= -e_{pj}(t) e_{ij}(t) \frac{\partial q_j(t)}{\partial U_{\text{РП}j}} \varphi'(x(t)), \end{aligned} \quad (9)$$

$$\begin{aligned} \frac{\partial E_j(t)}{\partial K_{\text{ДНС}j}} &= \frac{\partial E_j(t)}{\partial q_j} \frac{\partial q_j(t)}{\partial U_{\text{РП}j}} \frac{\partial U_{\text{РП}j}(t)}{\partial x} \frac{\partial x(t)}{\partial K_{\text{ДНС}j}} = \\ &= -e_{pj}(t) e_{dj}(t) \frac{\partial q_j(t)}{\partial U_{\text{РП}j}} \varphi'(x(t)), \end{aligned} \quad (10)$$

Преобразуя (1), (3) и (4), получим:

$$\frac{\partial E_j(t)}{\partial q_j} = -(q_{dj}(t) - q_j(t)) = -e_{pj}(t);$$

$$\frac{\partial U_{\text{РП}j}(t)}{\partial x} = \varphi'(x(t)), \quad \frac{\partial x(t)}{\partial K_{\text{ПНС}j}} = e_{pj}(t),$$

$$\frac{\partial x(t)}{\partial K_{\text{ИНС}j}} = e_{ij}(t), \quad \frac{\partial x(t)}{\partial K_{\text{ДНС}j}} = e_{dj}(t).$$

Для удобства, как в работе Ямада и Ябута [10], имеем:

$$\frac{\partial q_j(t)}{\partial U_{\text{РП}j}} = 1.$$

Производную уравнения (2) запишем как

$$\varphi'(x) = \frac{4e^{-2x}}{(1+e^{-2x})^2}. \quad (11)$$

Подставив (11) в (8)–(10), а потом в (5)–(7), получим:

$$K_{\text{ПНС}j}(t) = K_{\text{ПНС}j}(0) + \eta_{pj} \int_0^t e_{pj}^2(t) \frac{4e^{-2x}}{(1+e^{-2x})^2} dt; \quad (12)$$

$$\begin{aligned} K_{\text{ИНС}j}(t) &= K_{\text{ИНС}j}(0) + \\ &+ \eta_{ij} \int_0^t e_{pj}(t) e_{ij}(t) \frac{4e^{-2x}}{(1+e^{-2x})^2} dt; \end{aligned} \quad (13)$$

$$\begin{aligned} K_{\text{ДНС}j}(t) &= K_{\text{ДНС}j}(0) + \\ &+ \eta_{dj} \int_0^t e_{pj}(t) e_{dj}(t) \frac{4e^{-2x}}{(1+e^{-2x})^2} dt. \end{aligned} \quad (14)$$

Правила адаптивного обновления коэффициентов ПИД-регулятора нейронной сетью показаны в выражениях (12)–(14).

Устойчивость на основе функции Ляпунова. Используем дискретное преобразование для анализа устойчивости системы в момент времени, определив сначала положительно определенную функцию для дискретного времени:

$$V(t) = \frac{1}{2} \sum_{j=1}^5 e_j^2(t).$$

Дискретная разность функции Ляпунова вычисляется по формуле

$$\begin{aligned} \Delta V(t) &= V(t+1) - V(t) = \\ &= \frac{1}{2} \sum_{j=1}^5 [e_j^2(t+1) - e_j^2(t)]. \end{aligned}$$

Значение $e_j(t + 1)$ можно рассчитать по следующему уравнению:

$$e_j(t+1) = e_j(t) + \Delta e_j(t). \quad (15)$$

Здесь разность ошибки $\Delta e_j(t)$ при обучении процесса выражается как

$$\Delta e_j(t) = \frac{\partial e_j(t)}{\partial q_j(t)} \frac{\partial q_j(t)}{\partial \mathbf{K}_{\lambda j}} \Delta \mathbf{K}_{\lambda j}^T, \quad (16)$$

где

$$\Delta \mathbf{K}_{\lambda j}(t) = [\Delta K_{\text{ПНС}j}, \Delta K_{\text{ИНС}j}, \Delta K_{\text{ДНС}j}] = \begin{bmatrix} -\eta_{pj} \frac{\partial E_j(t)}{\partial K_{\text{ПНС}j}}, \eta_{ij} \frac{\partial E_j(t)}{\partial K_{\text{ИНС}j}}, \eta_{dj} \frac{\partial E_j(t)}{\partial K_{\text{ДНС}j}} \end{bmatrix}$$

– матрица параметров нейронных сетей ПИД для вывода переменной q_j .

Учитывая (15) и (16), получаем

$$\begin{aligned} \Delta V_j(t) &= e_j(t) \Delta e_j(t) + \frac{1}{2} \Delta e_j^2(t) = \\ &= e_j(t) \frac{\partial e_j(t)}{\partial q_j(t)} \frac{\partial q_j(t)}{\partial \mathbf{K}_{\lambda j}} \Delta \mathbf{K}_{\lambda j}^T + \\ &+ \frac{1}{2} \left(\frac{\partial e_j(t)}{\partial q_j(t)} \frac{\partial q_j(t)}{\partial \mathbf{K}_{\lambda j}} \Delta \mathbf{K}_{\lambda j}^T \right)^2. \end{aligned} \quad (17)$$

Подставляя значение $\Delta \mathbf{K}_{\lambda j}$ в (17), имеем:

$$\begin{aligned} \Delta V_j(t) &= e_j(t) \frac{\partial e_j(t)}{\partial q_j(t)} \frac{\partial q_j(t)}{\partial \mathbf{K}_{\lambda j}} \left[-\eta_{\lambda j} e_j(t) \left(\frac{\partial e_j(t)}{\partial \mathbf{K}_{\lambda j}} \right)^T \right] + \\ &+ \frac{1}{2} \left[\frac{\partial e_j(t)}{\partial q_j(t)} \frac{\partial q_j(t)}{\partial \mathbf{K}_{\lambda j}} \eta_{\lambda j} e_j(t) \left(\frac{\partial e_j(t)}{\partial \mathbf{K}_{\lambda j}} \right)^T \right]^2. \end{aligned} \quad (18)$$

где $\eta_{\lambda j} = [\eta_{pj}, \eta_{ij}, \eta_{dj}]$.

Преобразуем (18) к виду

$$\begin{aligned} \Delta V_j(t) &= -\eta_{\lambda j} e_j^2(t) \left(\frac{\partial e_j(t)}{\partial q_j(t)} \right)^2 \frac{\partial q_j(t)}{\partial \mathbf{K}_{\lambda j}} \left(\frac{\partial e_j(t)}{\partial \mathbf{K}_{\lambda j}} \right)^T + \\ &+ \frac{1}{2} \eta_{\lambda j}^2 e_j^2(t) \left(\frac{\partial e_j(t)}{\partial q_j(t)} \right)^4 \left[\frac{\partial q_j(t)}{\partial \mathbf{K}_{\lambda j}} \left(\frac{\partial q_j(t)}{\partial \mathbf{K}_{\lambda j}} \right)^T \right]^4. \end{aligned}$$

$$\begin{aligned} \Delta V_j(t) &= \left[\eta_{\lambda j} e_j^2(t) \left(\frac{\partial e_j(t)}{\partial q_j(t)} \right)^2 \left\| \frac{\partial q_j(t)}{\partial \mathbf{K}_{\lambda j}} \right\|^2 \right] \times \\ &\times \left[-1 + \frac{1}{2} \eta_{\lambda j} \left(\frac{\partial e_j(t)}{\partial q_j(t)} \right)^2 \left\| \frac{\partial q_j(t)}{\partial \mathbf{K}_{\lambda j}} \right\|^2 \right]. \end{aligned} \quad (19)$$

Из (19) очевидно, что для $\Delta V_j(t) \leq 0$ при

$$\begin{aligned} \left[-1 + \frac{1}{2} \eta_{\lambda j} \left(\frac{\partial e_j(t)}{\partial q_j(t)} \right)^2 \left\| \frac{\partial q_j(t)}{\partial \mathbf{K}_{\lambda j}} \right\|^2 \right] &\leq 0; \\ \frac{1}{2} \eta_{\lambda j} \left(\frac{\partial e_j(t)}{\partial q_j(t)} \right)^2 \left\| \frac{\partial q_j(t)}{\partial \mathbf{K}_{\lambda j}} \right\|^2 &\leq 1. \end{aligned} \quad (20)$$

Проанализировав компоненты (20)

$$\begin{cases} 0 < \eta_{\lambda j} < 1; \\ \frac{\partial e_j(t)}{\partial q_j(t)} = 1; \end{cases}$$

$$\left\| \frac{\partial q_j(t)}{\partial \mathbf{K}_{\lambda j}} \right\|^2 = \left| \frac{\partial q_j(t)}{\partial U_{\text{ПИД}}} \right|^2 \left| \frac{\partial U_{\text{ПИД}}(t)}{\partial x_j(t)} \right|^2 \left\| \frac{\partial x_j(t)}{\partial \mathbf{K}_{\lambda j}} \right\|^2, \quad (21)$$

имеем

$$\begin{cases} \left| \frac{\partial q_j(t)}{\partial U_{\text{ПИД}}} \right|^2 \leq |\delta_j|^2; \\ \left| \frac{\partial U_{\text{ПИД}}(t)}{\partial x_j(t)} \right|^2 = |\varphi'(x(t))|^2 \leq 1; \\ \left\| \frac{\partial x_j(t)}{\partial \mathbf{K}_{\lambda j}} \right\|^2 = \left\{ \varphi[e_j(t) - e_j(t-1)] \right\}^2 + \\ + \left[\varphi(e_j(t) T_0) \right]^2 + \\ + \left[\varphi \left(\frac{e_j(t) - 2e_j(t-1) + e_j(t-2)}{T_0} \right) \right]^2 \leq 3|\delta_j|^2, \end{cases} \quad (22)$$

где $\delta_j = U_{\text{ПИД max}}$; T_0 – время отбора пробы.

Согласно (21) и (22),

$$\begin{cases} 3\eta_{\lambda j} |\delta_{j \max}|^4 < 1; \\ 0 < \eta_{\lambda j} < \frac{1}{3|\delta_{j \max}|^4}. \end{cases}$$

Наконец, имеем $\Delta V_j(t) \leq 0$, т. е. система управления устойчива.

Закон управления подчиненного регулирования для системы электроприводами экзоскелетона определяется следующим образом:

$$U_{\Pi} = K_{\Pi}e(t) + K_{И} \int_0^t e(t) dt + K_{Д} \frac{de(t)}{dt} - \xi.$$

Здесь $K_{\Pi} = K_{РТ}K_{РС}K_{ПНС}$, $K_{И} = K_{РТ}K_{РС}K_{ИНС}$, $K_{Д} = K_{РТ}K_{РС}K_{ДНС}$; $\xi = K_{РТ}K_{РС}\dot{q} + K_{РТ}I$, где $K_{РТ}$, $K_{РС}$ – увеличительные коэффициенты управляющих контуров тока и скорости.

Результаты моделирования. Параметры системы управления электроприводом экзоскелета приведены в таблице.

Желаемые траектории задаются следующим образом:

$$q_{d1.5} = \sin(0.5t) + \sin(0.75t) + \cos(t) - 1, \text{ рад};$$

$$q_{d2.4} = 0.5 \sin(t), \text{ рад}; \quad q_{d3} = 0.25 \sin(0.5t), \text{ рад};$$

Внешнее возмущение: $M_h = 0.5 \text{ randn}(1,1)$.

Коэффициенты усиления ПИД-регулятора контура положения:

$$K_{ПНС}(0) = \text{diag}\{550, 550, 550, 400, 400\};$$

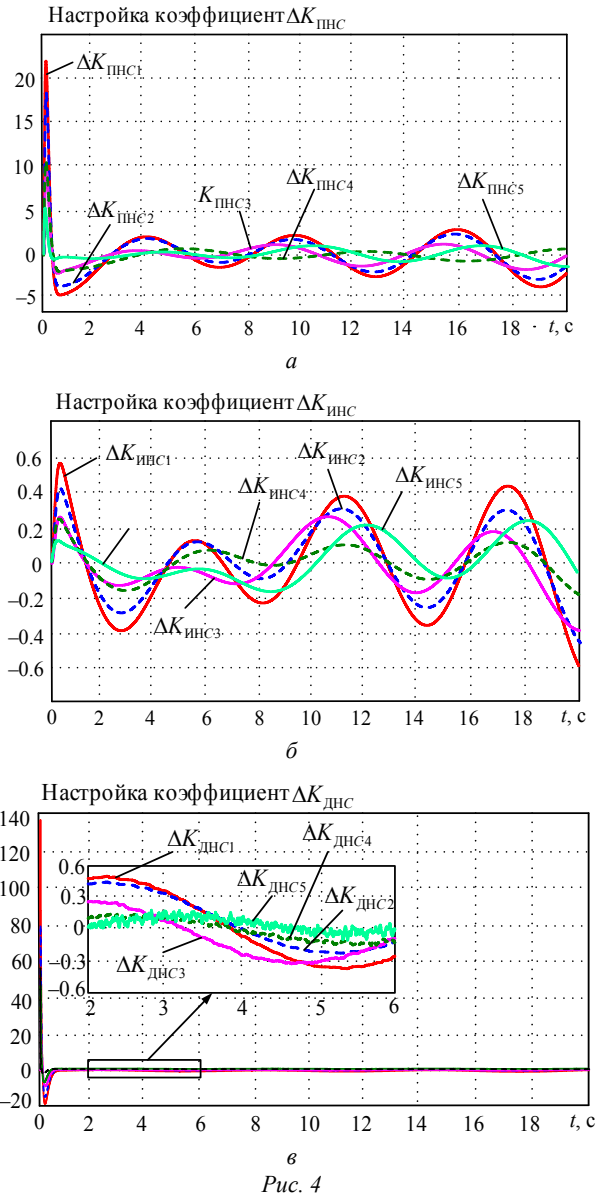
$$K_{ИРС}(0) = \text{diag}\{110, 110, 110, 92, 90\};$$

$$K_{ДНС}(0) = \text{diag}\{113, 106, 108, 68, 46\}.$$

Коэффициенты усиления ПИ-регулятора контура скорости:

$$K_{ПРС} = \text{diag}\{68, 68, 68, 36, 36\};$$

$$K_{ИРС} = \text{diag}\{12, 12, 12, 8, 9\}.$$



Параметр	Обозначение	Значение
Масса звена голени экзоскелета, кг	$m_{e1,5}$	2.2
Масса голени человека, кг	$m_{h1,5}$	5.3
Масса звена бедра экзоскелета, кг	$m_{e2,4}$	3.2
Масса бедра человека, кг	$m_{h2,4}$	6.5
Масса корпуса экзоскелета, кг	m_{e3}	4.07
Масса корпуса человека, кг	m_{h3}	40
Длина звена голени экзоскелета, м	$l_{1,5}$	0.43
Длина звена голени экзоскелета, м	$l_{2,4}$	0.41
Длина до центра корпуса экзоскелета, м	l_{e3}	0.38
Длина до центра звеньев голени экзоскелета, м	$l_{c1,5}$	0.215
Длина до центра звеньев бедра экзоскелета, м	$l_{c2,4}$	0.205
Момент инерции голени НКЧЭ, кг · м ²	$J_{1,5}$	0.28
Момент инерции бедра НКЧЭ, кг · м ²	$J_{2,4}$	1.17
Момент инерции корпуса НКЧЭ, кг · м ²	J_3	16.53
Гравитационное ускорение, м/с ²	g	9.81

Коэффициенты усиления ПИ-регулятора контура тока:

$$K_{\text{ПРТ}} = \text{diag}\{20, 20, 20, 5, 5\};$$

$$K_{\text{ИРТ}} = \text{diag}\{8, 8, 8, 8, 8\}.$$

Результаты самонастройки коэффициентов подчиненного управления при влиянии возмущений на систему с помощью нейронной сети в среде MatLab/Simulink представлены на рис. 4.

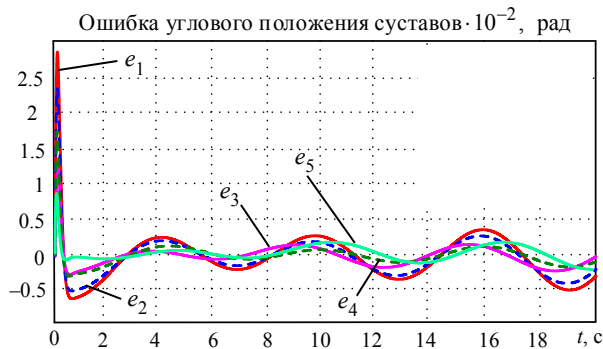


Рис. 5

Из полученных результатов видно, что на основе начальных самонастраивающихся коэффициентов нейронной сетью для адаптации с нелинейными элементами, модели обновляются. При изменяющемся процессе управления значения коэффициентов сильно изменяются в зависимости от быстрого слежения заданной траектории.

Ошибка следящего движения траектории суставов экзоскелета представлена рис. 5.

На рисунке показано, что система управления хорошо отслеживает заданную траекторию с ошибкой углового положения 0.28° . Адаптируемый нейронный ПИД-регулятор устойчив к ошибкам модели. Кроме того, он эффективно устраняет возмущения, не создавая никаких ошибок из-за неопределенности параметров или внешних возмущений.

Подчиненное регулирование в сочетании с нейронной сетью имеет возможность адаптивного управления и его параметры оптимизированы с помощью алгоритма обратного распространения. С другой стороны, аналоговые нейронные сети представляют собой алгоритмы непрерывного обучения, имеющие множество преимуществ – высокую скорость, небольшой размер, низкую стоимость, низкое энергопотребление и прямое взаимодействие с внешним устройством, по своей природе аналоговое. Предлагаемый нейронный регулятор устойчив к возмущениям включая неструктурированную, не моделированную динамику. Результаты моделирования демонстрируют эффективность предложенного алгоритма управления, лучшие динамические свойства и высокую надежность, и он подходит для управления нелинейными электроприводами экзоскелета.

СПИСОК ЛИТЕРАТУРЫ

1. Adaptive tracking control of an exoskeleton robot with uncertain dynamics based on estimated time-delay control / B. Brahmi, M. Saad, C. Ochoa-Luna, M. H. Rahman, A. Brahmi // IEEE/ASME Trans. Mech. 2018. № 23. P. 575–585.
2. Design and adaptive control for an upper limb robotic exoskeleton in presence of input saturation / W. He, Z. Li, Y. Dong, T. Zhao // IEEE Trans. Neural Netw. Learn. Syst. 2018. № 30. P. 97–108.
3. The effect of progressive task-oriented training on a supplementary tilt table on lower extremity muscle strength and gait recovery in patients with hemiplegic stroke / C. Y. Kim, J. S. Lee, H. D. Kim, J. S. Kim // Gait Posture 2015. № 41. P. 425–430.
4. Amiri M. S., Ramli R., Ibrahim M. F. Hybrid design of PID controller for four DoF lower limb exoskeleton // Applied Mathematical Modelling. 2019. Vol. 72. P. 17–27.
5. Huang D., Ma L., Yang Y. Neural network control of lower limb rehabilitation exoskeleton with repetitive motion / 2017 36th Chinese Control Conf. (CCC) // IEEE. 2017. P. 3403–3408. URL: <https://ieeexplore.ieee.org/document/8027885> (дата обращения 23.04.2021).
6. Chong E., Park F. C. Movement prediction for a lower limb exoskeleton using a conditional restricted Boltzmann machine // Robotica. 2017. Vol. 35, № 11. P. 2177.
7. Model-free prescribed performance fixed-time control for wearable exoskeletons / J. Sun, J. Wang, P. Yang, S. Guo // Applied Mathematical Modelling. 2021. Vol. 90. P. 61–77.
8. Путов В. В., Шелудько В. Н. Управление многостепенными механическими объектами: учеб. пособие. СПб.: Изд-во СПбГЭТУ «ЛЭТИ», 2017.
9. Thanh T. U. D. C., Ahn K. K. Nonlinear PID control to improve the control performance of 2 axes pneumatic artificial muscle manipulator using neural network // Mechatronics. 2006. Vol. 16, № 9. P. 577–587.
10. Yamada T., Yabuta T. Neural network controller using autotuning method for nonlinear functions // IEEE Trans Neural Networks 1992. № 3. P. 595–601.

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

DEVELOPMENT OF A MATHEMATICAL MODEL FOR NONLINEAR ELECTRIC DRIVES OF EXOSKELETON AND SUBORDINATE SELF-TUNING CONTROL USING A NEURAL NETWORK

Proposes a subordinate controller with self-tuning adaptation of the position control loop coefficients by an analog neural network for a nonlinear electric drive of an exoskeleton. An excellent blend of slave controller and neural network with powerful continuous learning, adaptation and nonlinearity problem solving capabilities, it provides a new nonlinear neural network controller based on proportional integral differential (PID) control methods. To correct the coefficients of traditional PID controllers, it is proposed to use a neural network (NN), which allows self-tuning the coefficients directly at its outputs based on the errors of the control system. The development of a dynamic model of an exoskeleton includes five links of two legs and a body, taking into account non-linear electric drives as a control object. The nonlinear approach to modeling is due to the use of a control system for the electric drives of the exoskeleton under various conditions, which is multi-mass rotating in two directions with nonlinearities of the form of viscous and Coulomb friction, elasticity and external disturbance. A method of subordinate regulation of exoskeleton nonlinear electric drives with a neural network for tracking control of the trajectory of exoskeleton joints is presented. Also, the results of the experiment on the MatLab/Simulink program were obtained to illustrate the effectiveness of the proposed control strategy.

Exoskeleton, electric drive, slave regulator, self-tuning, neural network, mathematical model

УДК 621.314.222

А. Г. Лавров, Д. С. Ильяшов, М. А. Ситников
Санкт-Петербургский государственный электротехнический
университет «ЛЭТИ» им. В. И. Ульянова (Ленина)

Новый метод учета нелинейности параметров силового трансформатора при его моделировании в MatLab/Simulink

Проведен анализ методов расчета параметров Simulink-модели трехфазных нелинейных силовых трансформаторов. Предложена разработанная методика расчета кривой намагничивания трансформатора из паспортных данных трансформатора.

Результаты проведенных численных исследований позволяют сделать вывод, что кривая намагничивания трансформатора, полученная на основании предложенного метода расчета с учетом всех принятых допущений, корректна и с достаточной степенью точности совпадает с точной кривой, полученной при помощи полного электромагнитного расчета трансформатора.

Оценка возможных погрешностей, вносимых принятыми допущениями в предложенном методе расчета кривой намагничивания, проводилась моделированием режима холостого хода с анализом значений тока холостого хода. Корректность предложенного метода доказана анализом внешних и рабочих характеристик трансформатора.

Предложенный метод расчета кривой намагничивания достаточно прост и понятен, позволяет значительно сократить время подготовки исходных данных для моделирования и может успешно использоваться в учебных и научно-исследовательских целях.

Simulink-модели, трехфазный нелинейный трансформатор, кривая намагничивания, паспортные данные трансформатора, характеристики силового трансформатора

В настоящее время расчет технико-экономических показателей и характеристик трехфазных силовых трансформаторов, анализ различных режимов их работы, исследование их функциониро-

вания в составе различных систем электроснабжения целесообразно осуществлять с помощью компьютерного моделирования, используя специализированные программные продукты.