

ИДЕНТИФИКАЦИЯ МАТЕМАТИЧЕСКОЙ МОДЕЛИ В ВИДЕ ПОЛИНОМИАЛЬНОЙ РЕКУРРЕНТНОЙ НЕЙРОННОЙ СЕТИ И НАСТРОЙКА РЕГУЛЯТОРОВ ЭЛЕКТРОПРИВОДА С СЕРИЕСНЫМ ДВИГАТЕЛЕМ

Синтезированы математические модели электропривода с сериесным двигателем в виде полиномиальных рекуррентных нейронных сетей (ПРНС) по данным режима его работы. Исследованы способы идентификации параметров привода и зависимости момента сопротивления от скорости двигателя при задании специальных режимов работы и разных видов уравнений, описывающих нелинейности параметров. Выполнена настройка ПИ-регулятора скорости на полученной модели в виде ПРНС.

Ключевые слова: математическая модель, двигатель постоянного тока последовательного возбуждения, рекуррентная нейронная сеть, регулятор скорости, идентификация параметров.

ВВЕДЕНИЕ

В настоящее время имеется возможность применить в электроприводе (ЭП) с микропроцессорной системой управления (СУ) методы синтеза математических моделей электромеханических систем в виде нейронных сетей [1, 2] с последующей оптимальной настройкой регуляторов на этих моделях [3, 4]. Поиск с помощью различных алгоритмов оптимальных параметров регуляторов с помощью математических

моделей предъявляют повышенные требования к точности моделей и их обобщающим свойствам. В работах [5, 6] разработан метод синтеза математических моделей нелинейных электромеханических объектов в виде полиномиальных рекуррентных нейронных сетей (ПРНС), однако отсутствует методика идентификации с высокой точностью с помощью полученных моделей параметров объекта (как линейных, так и нелинейных). В работе [7]

исследована возможность идентификации параметров двигателя постоянного тока последовательного возбуждения (ДПТТВ) по его обученным моделям в виде ПРНС. При этом на обучающих наборах обеспечивалась высокая точность всей модели, однако точность идентификации нескольких параметров ЭП была низкой. Такой двигатель является основным элементом тягового ЭП, идентификация параметров которого и настройка СУ ЭП в реальном времени являются актуальными и сложными задачами.

Математическая модель ЭП в виде ПРНС, полученная по данным режима его работы при разных видах нелинейностей параметров, имеет различную точность. В научной литературе отсутствуют исследования настройки регуляторов ЭП с помощью таких моделей.

Цель статьи – повышение точности идентификации нелинейных параметров ДППВ по его рассчитанным по данным режима работы математическим моделям в виде ПРНС, а также настройка регуляторов на полученных моделях.

ПОСТАНОВКА ЗАДАЧИ ИССЛЕДОВАНИЯ

Согласно предложенному в работе [5] методу, структура математической модели нелинейных объектов определяется по известной информации о структуре их математической модели и характере имеющихся нелинейностей параметров. Поэтому для синтеза математической модели в виде ПРНС воспользуемся следующим описанием процессов в ДППВ с нелинейной зависимостью момента сопротивления от скорости [6, 7]:

$$\left. \begin{aligned} L(I) \frac{dI}{dt} + I \cdot R_d &= U - c\Phi(I) \cdot \omega, \\ J \frac{d\omega}{dt} &= c\Phi(I) \cdot I - M_C(\omega), \end{aligned} \right\} \quad (1)$$

где R_d – эквивалентное активное сопротивление цепи постоянного тока; $L(I)$ – эквивалентная индуктивность цепи постоянного тока, зависящая от тока якоря двигателя; $c\Phi(I)$ – произведение конструктивной постоянной «с» двигателя на значение магнитного потока Φ , зависящего от тока якоря; J – суммарный момент инерции на валу двигателя; $M_C(\omega)$ – момент сопротивления, зависящий от угловой скорости двигателя ω .

Для данного объекта вектором состояния является $x = [I, \omega]^T$; вектором входных сигналов – $u = [U, 1]^T$. Второй элемент вектора u взят равным единице для обеспечения общности выражений при описании момента сопротивления в виде нелинейно-

го коэффициента $M_C(\omega)$. С учетом сделанных обозначений система (1) может быть представлена в матричном виде:

$$\dot{x} = Ax + Bu, \quad (2)$$

где матрицы нелинейных коэффициентов A и B имеют вид

$$\left. \begin{aligned} A &= \begin{bmatrix} -R_d L^{-1}(I) & -L^{-1}(I) c \Phi(I) \\ J^{-1} c \Phi(I) & 0 \end{bmatrix} \\ B &= \begin{bmatrix} L^{-1}(I) & 0 \\ 0 & -J^{-1} M_C(\omega) \end{bmatrix} \end{aligned} \right\}. \quad (3)$$

Для получения общих выражений расчета весовых коэффициентов ПРНС (с использованием которых формируются полиномы имеющих в объекте нелинейностей) запишем систему уравнений (2) в виде

$$X = CY, \quad (4)$$

где $Y = [I, \omega, U_d, 1]^T$ – вектор, объединяющий векторы состояния объекта и входных сигналов. Матрица C объединяет матрицы A и B .

Структурная схема модели ДТТПВ в виде ПРНС с использованием полиномиальных блоков [5, 7] дана на рис. 1. Полиномиальные блоки POL формируют произведения (с единичными коэффициентами) по-

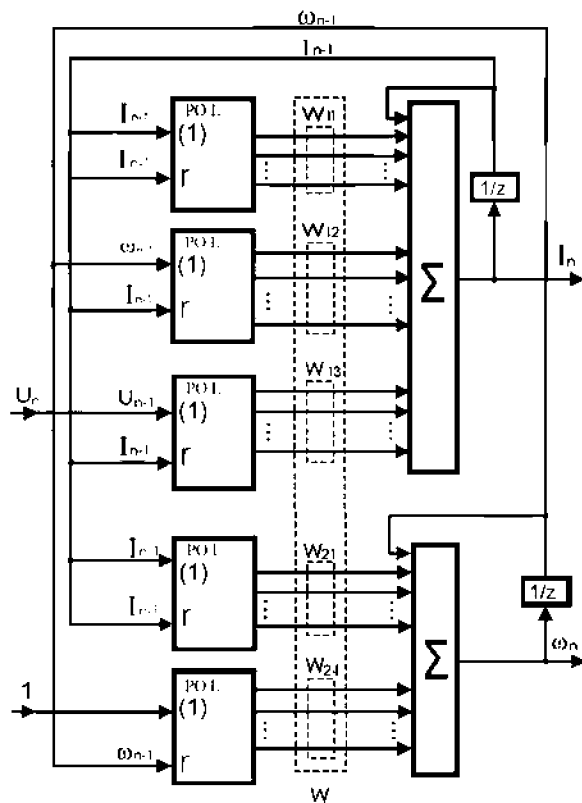


Рис. 1. Структура модели ДПТІВ в виде ПРНС

линомиальных членов степени l от сигналов, поступающих на входы «1», на сигналы, поступающие на входы «(1)». Выходы блоков POL для первого и второго нейронов, соответственно, обозначим векторами h_j и f_j с такими же индексами j , как у элементов векторов весовых коэффициентов w_{ij} и элементов c_{ij} матрицы C . Для дискретной системы с тактом счета T при аппроксимации нелинейностей полиномами второго порядка вектора h и f , соответственно, для первого и второго нейронов, в n -м такте определяются уравнениями

$$\left. \begin{aligned} h_n &= [I_{n-1}, I_{n-1}^2, I_{n-1}^3, \omega_{n-1}, \omega_{n-1} I_{n-1}, \\ &\quad \omega_{n-1} I_{n-1}^2, U_n, U_n I_{n-1}, U_n I_{n-1}^2]^T, \\ f_n &= [I_{n-1}, I_{n-1}^2, I_{n-1}^3, 1, \omega_{n-1}, \omega_{n-1}^2]^T. \end{aligned} \right\} \quad (5)$$

С учетом приведенных выше обозначений, системе (2) представим в разностном виде:

$$\left. \begin{aligned} I_n &= I_{n-1} + w_{11} h_n + w_{12} h_{2n} + w_{13} h_{3n}, \\ \omega_n &= \omega_{n-1} + w_{21} f_n + w_{24} f_{4n}, \end{aligned} \right\} \quad (6)$$

или более компактно следующим образом:

$$\left. \begin{aligned} w_1 h_n &= \Delta I_n, \\ w_2 f_n &= \Delta \omega_n, \end{aligned} \right\} \quad (7)$$

где $w_1 = [w_{11}, w_{12}, w_{13}]$, $w_2 = [w_{21}, w_{24}]$, $h = [h_1, h_2, h_3]^T$, $f = [f_1, f_4]^T$, $\Delta I_n = I_n - I_{n-1}$, $\Delta \omega_n = \omega_n - \omega_{n-1}$.

При выполнении M измерений входных сигналов и вектора состояния объекта каждое из уравнений системы (7) дает M уравнений:

$$w_1^* h^* = \Delta I_n^*, \quad w_2^* f^* = \Delta \omega_n^*,$$

где $w_1^* = [w_1, \dots, w_1]^T$, $w_2^* = [w_2, \dots, w_2]^T$ – векторы, каждый размером $(M \times 1)$, $h^* = [h_n, \dots, h_{n-M+1}]$, $f^* = [f_n, \dots, f_{n-M+1}]$, $\Delta I_n^* = [\Delta I_n, \dots, \Delta I_{n-M+1}]^T$, $\Delta \omega_n^* = [\Delta \omega_n, \dots, \Delta \omega_{n-M+1}]^T$. Определение весовых коэффициентов выполняется путем расчета минимального среднеквадратичного отклонения для всех уравнений с помощью псевдообратных матриц $(h^*)^+$ и $(f^*)^+$ по выражениям [6]

$$\left. \begin{aligned} w_1 &= \Delta I_n^* (h^*)^+, \\ w_2 &= \Delta \omega_n^* (f^*)^+. \end{aligned} \right\} \quad (8)$$

Весовые коэффициенты ПРНС, исходя из уравнения (4), могут быть вычислены по математическим моделям ДППВ по формуле [7]

$$W = \begin{bmatrix} w_{11} & w_{12} & w_{13} & 0 \\ w_{21} & 0 & 0 & w_{24} \end{bmatrix} = \text{Pol}_r(TC), \quad (9)$$

где $w_{ij} = \text{Pol}_r(Tc_{ij})$; $\text{Pol}_r(\)$ – функция, определяющая вектор коэффициентов полинома степени l для выражения, находящегося в скобках. При этом

$$\left. \begin{aligned} w_{11} &= T\text{Pol}(-R_d L^{-1}(I)), \\ w_{12} &= T\text{Pol}(-L^{-1}(I) c \Phi(I)), \\ w_{13} &= T\text{Pol}(L^{-1}(I)), \\ w_{21} &= T\text{Pol}(J^{-1} c \Phi(I)), \\ w_{24} &= T\text{Pol}(-J^{-1} M_c(\omega)). \end{aligned} \right\} \quad (10)$$

При расчете модели по данным режима работы одновременно находятся все весовые коэффициенты нейрона (выход нейрона формируется с учетом нескольких элементов матрицы C), обеспечивающие минимум среднеквадратичной ошибки его выходного сигнала для конкретного набора данных режима. При этом в общем случае возникают ошибки идентификации параметров объекта по его модели в виде ПРНС, вызванные тем, что критерий точной идентификации каждого отдельного нелинейного элемента матрицы C не ставится.

Общее решение задачи одновременной идентификации нескольких параметров нелинейных объектов в научной литературе в настоящее время отсутствует. Поэтому исследовались три случая идентификации для нескольких специальных режимов электропривода и для нелинейностей заданного вида, а именно:

1. Нелинейности в пределах изменения переменных режима работы точно описываются полиномами заданной степени.

2. Использование дополнительной информации о математических преобразованиях, учитывающих структуру модели объекта. С этой целью выполняются дополнительные функциональные преобразования того же набора измеряемых данных, например дифференцирование дифференциального уравнения. Используется также задание режимов, в которых мгновенные значения части координат объекта повторяются при разных мгновенных значениях остальной части координат.

3. Задание режимов, когда часть элементов вектора состояния равна нулю, например, остановка двигателя на свободном выбеге, разрыв якорной цепи двигателя (ток якоря равен нулю); угловая скорость двигателя равна нулю (фиксация ротора двигателя при пониженном напряжении).

Для первого случая, когда нелинейность точно задана полиномами степени l , значения полиномиаль-

ных коэффициентов обратного значения индуктивности находятся из третьего уравнения системы (10):

$$\begin{aligned} L_{01}^{-1} &= T^{-1} \cdot w_{130}, L_{11}^{-1} = T^{-1} \cdot w_{131}, \dots, \\ L_{r1}^{-1} &= T^{-1} \cdot w_{13r}. \end{aligned} \quad (11)$$

При известном моменте инерции полиномиальные коэффициенты момента сопротивления и магнитного потока определяются по следующим зависимостям:

$$\left. \begin{aligned} M_{c0} &= -T^{-1} \cdot J \cdot w_{240}, \\ M_{c1} &= -T^{-1} \cdot J \cdot w_{241}, \\ &\dots \\ M_{cr} &= -T^{-1} \cdot J \cdot w_{24r}, \\ c\Phi_0 &= T^{-1} \cdot J \cdot w_{210}, \\ c\Phi_1 &= T^{-1} \cdot J \cdot w_{211}, \\ &\dots \\ c\Phi_r &= T^{-1} \cdot J \cdot w_{21r}, \end{aligned} \right\} \quad (12)$$

где w_{ijk} – весовые коэффициенты ПРНС, формирующие коэффициенты полиномиального разложения нелинейностей.

В общем случае произведение $c\Phi$ может быть вычислено делением полинома из второго уравнения системы (10) на полином из третьего уравнения. Сопротивление R_d находится делением полиномов первого уравнения системы (10) на полином третьего уравнения. Суммарный момент инерции на валу ДПТГВ находится делением полинома $c\Phi(I)$ на полином $w_{21}(I)$. Для исследования первого случая нелинейности магнитного потока от тока $c\Phi(I)$ и момента сопротивления от угловой скорости $M_c(\omega)$ задавались в виде полиномов второй степени $c\Phi = c\Phi_0 + c\Phi_1 I + c\Phi_2 I^2$ и $M_c = M_{c0} + M_{c1} \omega + M_{c2} \omega^2$.

Во втором случае для сближения критериев, обеспечивающих точный выход нейрона и точное формирование отдельных нелинейных параметров, введена дополнительная информация при расчете ПРНС в виде математической модели вычисления производных измеряемых сигналов. Для вывода уравнений расчета весовых коэффициентов сделаем следующее.

Запишем разностные уравнения (7) через элементы c_{11} , c_{12} и c_{13} матрицы C в виде степенных зависимостей

$$\left. \begin{aligned} (I_n - I_{n-1})/T &= (c_{110} + c_{111} \cdot I_{n-1}^1 + c_{112} \cdot I_{n-1}^2) \cdot I_{n-1} + \\ &+ (c_{120} + c_{121} \cdot I_{n-1}^1 + c_{122} \cdot I_{n-1}^2) \cdot \omega_{n-1} + \\ &+ (c_{130} + c_{131} \cdot I_{n-1}^1 + c_{132} \cdot I_{n-1}^2) \cdot U_n, \\ (\omega_n - \omega_{n-1})/T &= (c_{210} + c_{211} \cdot I_{n-1}^1 + c_{212} \cdot I_{n-1}^2) I_{n-1} + \\ &+ (c_{240} + c_{241} \omega_{n-1}^1 + c_{242} \omega_{n-1}^2). \end{aligned} \right\} \quad (13)$$

После дифференцирования уравнений системы (13) и обозначения вторых разностей $\delta I_n = I_n - 2I_{n-1} + I_{n-2}$ и $\delta \omega_n = \omega_n - 2\omega_{n-1} + \omega_{n-2}$ получим

$$\left. \begin{aligned} \delta I_n/T &= c_{110}(I_{n-1} - I_{n-2}) + c_{111}(2I_{n-1}^2 - 2I_{n-1} \cdot I_{n-2}) + \\ &+ c_{112}(3I_{n-1}^3 - 3I_{n-1}^2 \cdot I_{n-2}) + c_{120}(\omega_{n-1} - \omega_{n-2}) + \\ &+ c_{121}(2I_{n-1} \cdot \omega_{n-1} - I_{n-2} \cdot \omega_{n-1} - I_{n-1} \cdot \omega_{n-2}) + \\ &+ c_{122}(3I_{n-1}^2 \omega_{n-1} - 2I_{n-1} \cdot I_{n-2} \cdot \omega_{n-1} - I_{n-1}^2 \cdot \omega_{n-2}) + \\ &+ c_{130}(U_n - U_{n-1}) + c_{131}(2I_{n-1} \cdot U_n - I_{n-2} \cdot U_n - I_{n-1} \cdot U_{n-1}) + \\ &+ c_{132}(3I_{n-1}^2 \cdot U_n - 2I_{n-1} \cdot I_{n-2} \cdot U_n - I_{n-1}^2 \cdot U_{n-1}), \\ \delta \omega_n/T &= c_{210}(I_{n-1} - I_{n-2}) + \\ &+ c_{211}(I_{n-1}^2 - I_{n-1} \cdot I_{n-2} + I_{n-1}^2 - I_{n-1} \cdot I_{n-2}) + \\ &+ c_{212}(2I_{n-1}^3 - 2I_{n-1}^2 \cdot I_{n-2} + I_{n-1}^3 - I_{n-1}^2 \cdot I_{n-2}) + \\ &+ c_{241}(\omega_{n-1} - \omega_{n-2}) + c_{242}(2\omega_{n-1}^2 - 2\omega_{n-1} \cdot \omega_{n-2}). \end{aligned} \right\} \quad (14)$$

Обозначим векторами H_n и F_n сигналы функционального разложения при дифференцировании на входах первого и второго нейронов соответственно:

$$\begin{aligned} H_n &= \begin{bmatrix} I_{n-1} - I_{n-2} \\ 2I_{n-1}^2 - 2I_{n-1} \cdot I_{n-2} \\ 3I_{n-1}^3 - 3I_{n-1}^2 \cdot I_{n-2} \\ \omega_{n-1} - \omega_{n-2} \\ 2I_{n-1} \cdot \omega_{n-1} - I_{n-2} \cdot \omega_{n-1} - I_{n-1} \cdot \omega_{n-2} \\ 3I_{n-1}^2 \cdot \omega_{n-1} - 2I_{n-1} \cdot I_{n-2} \cdot \omega_{n-1} - I_{n-1}^2 \cdot \omega_{n-2} \\ U_n - U_{n-1} \\ 2I_{n-1} \cdot U_n - I_{n-2} \cdot U_n - I_{n-1} \cdot U_{n-1} \\ 3I_{n-1}^2 \cdot U_n - 2I_{n-1} \cdot I_{n-2} \cdot U_n - I_{n-1}^2 \cdot U_{n-1} \end{bmatrix}, \\ F_n &= \begin{bmatrix} I_{n-1} - I_{n-2} \\ 2I_{n-1}^2 - 2I_{n-1} \cdot I_{n-2} \\ 3I_{n-1}^3 - 3I_{n-1}^2 \cdot I_{n-2} \\ 0 \\ \omega_{n-1} - \omega_{n-2} \\ 2\omega_{n-1}^2 - 2\omega_{n-1} \cdot \omega_{n-2} \end{bmatrix}. \end{aligned} \quad (15)$$

Весовые коэффициенты $w_1 = [w_{110}, w_{111}, w_{112}, w_{120}, w_{121}, w_{122}, w_{130}, w_{131}, w_{132}]$ и $w_2 = [w_{210}, w_{211}, w_{212}, w_{240}, w_{241}, w_{242}]$ для моделей с дополнительным и без дополнительного дифференцирования одинаковые, тогда уравнения (13) и (14) можно записать в виде

$$\left. \begin{aligned} \Delta I_n &= w_1 \cdot h_n, \\ \delta I_n &= w_1 \cdot H_n, \\ \Delta \omega_n &= w_2 \cdot f_n, \\ \delta \omega_n &= w_2 \cdot F_n. \end{aligned} \right\} \quad (16)$$

При использовании M измерений вектора ΔI , δI , h , H и $\Delta\omega$, $\delta\omega$, f , F получают дополнительную размерность и примут вид

$$\left. \begin{aligned} \Delta I &= (\Delta I_n, \Delta I_{n-1}, \dots, \Delta I_{n-M+1})^T, \\ \delta I &= (\delta I_n, \delta I_{n-1}, \dots, \delta I_{n-M+1})^T, \\ h &= [h_n, h_{n-1}, \dots, h_{n-M+1}]^T, \\ H &= [H_n, H_{n-1}, \dots, H_{n-M+1}]^T, \\ \Delta\omega &= (\Delta\omega_n, \Delta\omega_{n-1}, \dots, \Delta\omega_{n-M+1})^T, \\ \delta\omega &= (\delta\omega_n, \delta\omega_{n-1}, \dots, \delta\omega_{n-M+1})^T, \\ f &= [f_n, f_{n-1}, \dots, f_{n-M+1}]^T, \\ F &= [F_n, F_{n-1}, \dots, F_{n-M+1}]^T. \end{aligned} \right\} \quad (17)$$

Для выполнения расчета весовых коэффициентов, соответствующих общему решению уравнений системы (16), обозначим для первого нейрона через DI вектор, объединяющий ΔI и δI , и через DH вектор, объединяющий h и H , аналогично для второго нейрона $D\omega$ – вектор, объединяющий $\Delta\omega$ и $\delta\omega$ и DF – вектор, объединяющий f и F :

$$\left. \begin{aligned} DI &= [\Delta I_n, \Delta I_{n-1}, \dots, \Delta I_{n-M+1}, \delta I_n, \delta I_{n-1}, \dots, \delta I_{n-M+1}]^T, \\ DH &= [h_n, h_{n-1}, \dots, h_{n-M+1}, H_n, H_{n-1}, \dots, H_{n-M+1}]^T, \\ D\omega &= [\Delta\omega_n, \Delta\omega_{n-1}, \dots, \Delta\omega_{n-M+1}, \delta\omega_n, \delta\omega_{n-1}, \dots, \delta\omega_{n-M+1}]^T, \\ DF &= [f_n, f_{n-1}, \dots, f_{n-M+1}, F_n, F_{n-1}, \dots, F_{n-M+1}]^T. \end{aligned} \right\} \quad (18)$$

Общая система уравнений принимает вид

$$\left. \begin{aligned} DI &= w_1 \cdot DH, \\ D\omega &= w_2 \cdot DF, \end{aligned} \right\} \quad (19)$$

а их решения определяются через псевдообратные матрицы

$$\left. \begin{aligned} w_1 &= DI \cdot DH^+, \\ w_2 &= D\omega \cdot DF^+. \end{aligned} \right\} \quad (20)$$

Следующий метод (третий случай) разработан для идентификации весовых коэффициентов второго нейрона для режима, когда часть элементов вектора состояния равна нулю, для этого при вращении двигателя с заданной скоростью происходит разрыв якорной цепи двигателя (ток якоря равен нулю) и осуществляется свободный выбег двигателя. Тогда второе уравнение системы (1) принимает вид

$$J \frac{d\omega}{dt} = -M_c(\omega). \quad (21)$$

Рассчитаем весовые коэффициенты второго нейрона в два этапа. На первом этапе разгоняется двигатель до номинальных значений и разрывается якор-

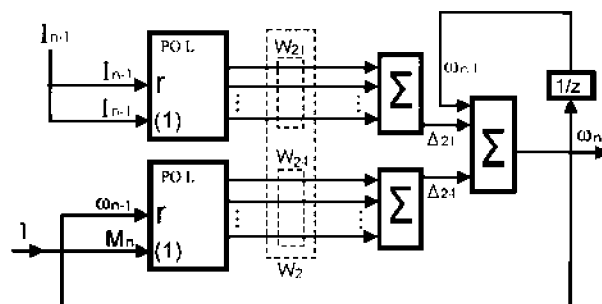


Рис. 2. Структура 2-го нейрона модели ДТТПВ в виде ПРНС

ная цепь, тогда сигналы части ПРНС, где формируется слагаемое Δ_{21} (рис. 2), равны нулю. В этом случае выход второго нейрона зависит только от одного нелинейного коэффициента (формируемого вектором весовых коэффициентов w_{24}), который вычисляется по данным режима.

На втором этапе используются данные режима разгона двигателя, по которым находим w_{21} по формуле

$$\Delta_{21} = \Delta\omega_n - \Delta_{24}. \quad (22)$$

Далее по второй формуле системы (20) рассчитываются весовые коэффициенты w_{21} . Аналогично для идентификации внутренних параметров первого уравнения системы (1) (весовых коэффициентов первого нейрона) необходимо задание двух следующих режимов: в первом режиме напряжение U и угловая скорость ω равны нулю (например, при подаче и отключении напряжения и фиксации ротора двигателя), во втором – только напряжение U равно нулю.

РЕЗУЛЬТАТЫ МОДЕЛИРОВАНИЯ

Расчет модели в виде ПРНС и идентификация нелинейных параметров выполнялись для ДТТПВ типа МП-62, имеющего следующие параметры [8]: $U_n = 220$ В; $I_n = 260$ А; $w_n = 53,4$ с⁻¹; $c = 78,5$; момент инерции, приведенный к валу двигателя, $J_d = 1,36$ кг·м². Моделирование выполнялось с шагом $T = 0,0001$ с. Переменными режима являлись: напряжение, подаваемое на двигатель, ток и угловая скорость двигателя.

Задавалось напряжение питания двигателя в виде, показанном на рис. 3. При такой форме напряжения существуют моменты времени, когда мгновенные значения угловой скорости одинаковы, а мгновенные значения токов двигателя разные. Происходит многократное прохождение одних и тех же мгновенных значений части координат объекта, что повышает точность идентификации.

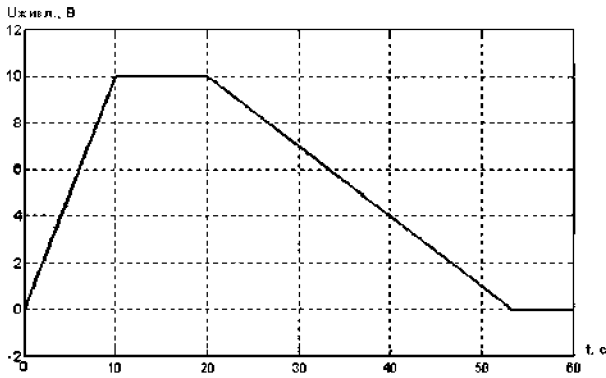


Рис. 3. Напряжение питания двигателя

По данным режима работы двигателя по уравнениям системы (8) рассчитывались весовые коэффициенты его модели в виде ПРНС. Графики токов и угловых скоростей для объекта I_{object} , ω_{object} и его модели I_{model} , ω_{model} приведены на рис. 4. Достигалась высокая точность математической модели (максимальная погрешность не превышает 1 %). В математической модели с высокой точностью отработывался каждый из нелинейных членов диффе-

ренциального уравнения. Изменения во времени идентифицированных с помощью ПРНС $c\Phi(I)$ и $M_c(\omega)$, согласно рис. 5, практически совпадают с изменениями этих величин в объекте. Максимальная ошибка также не превышает 1 %.

Для исследования второго случая нелинейные зависимости момента сопротивления от скорости $M_c(\omega)$ задавались табл. 1. Нелинейности $\Phi(I)$ и $L(I)$ задавались в виде табл. 2 [8].

Графики тока и скорости для объекта и его модели в виде ПРНС приведены на рис. 6. Максимальная погрешность не превышала 5 %. Для сравнения на рис. 7 приведены нелинейные графики изменения $c\Phi(I)$ и $M_c(\omega)$ в объекте и его модели в виде ПРНС. Погрешность идентификации при угловой скорости более 10 c^{-1} не превышала 25 %.

Из рис. 6 и рис. 7 видно, что модель аппроксимирует нелинейности, но с большой погрешностью. Для повышения точности идентификации нужно повысить степень полинома. Если не использовать дополнительную информацию путем дифференцирова-

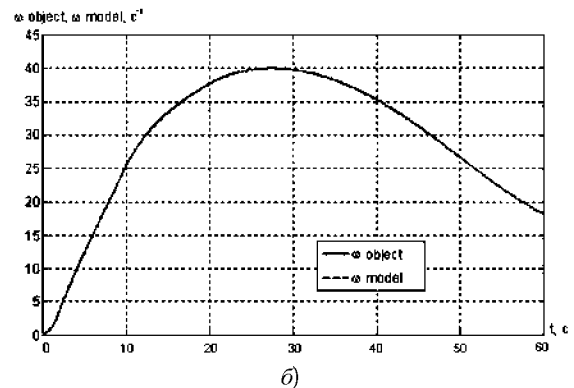
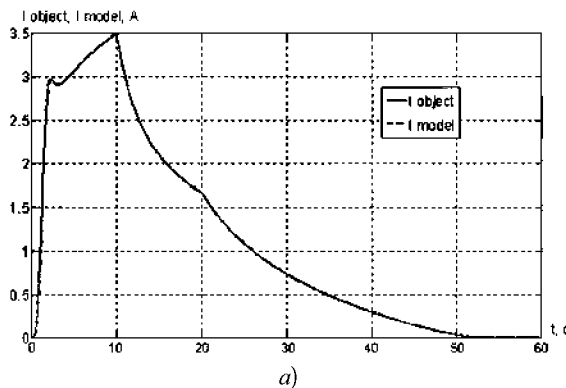


Рис. 4. Токи и угловые скорости двигателя в объекте и в ПРНС (первый случай)

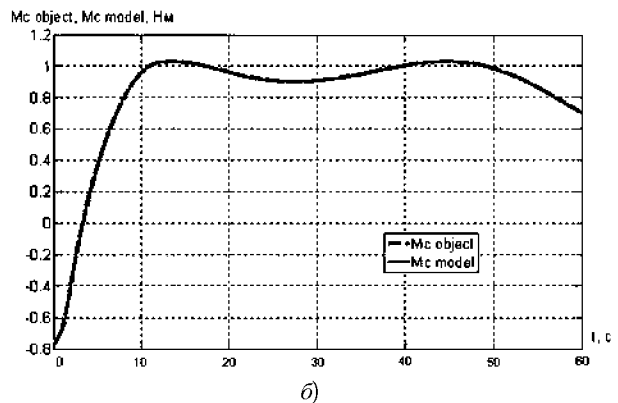
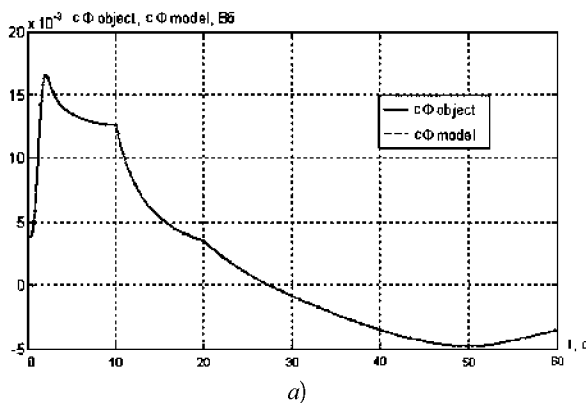

 Рис. 5. Изменения $c\Phi(I)$ и $M_c(\omega)$ в объекте и в ПРНС (первый случай)

Таблица 1. Зависимость момента сопротивления от скорости двигателя

Параметры, единицы измерения	Значения									
$\omega, \text{с}^{-1}$	0	0,1	20	40	60	80	100	120	140	150
$M_c, \text{Нм}$	0	0,7	0,75	0,82	0,9	1	1,1	1,2	1,3	1,35

Таблица 2. Зависимости $\Phi(I)$ и $L(I)$

$I, \text{А}$	20	40	60	80	100	120	140	160	180	200	220	240	260	280	300	320
$\Phi, \text{Вб} \cdot 10^{-3}$	7	13,5	20,4	26,4	31,6	35,1	37,9	41	42,6	44,1	45,5	46,8	48	49,1	50,1	51
$L, \text{Гн} \cdot 10^{-3}$	36	34,5	32	28,5	24	19,5	15	11	9	7,5	6,3	5,5	5	4,5	4,2	4

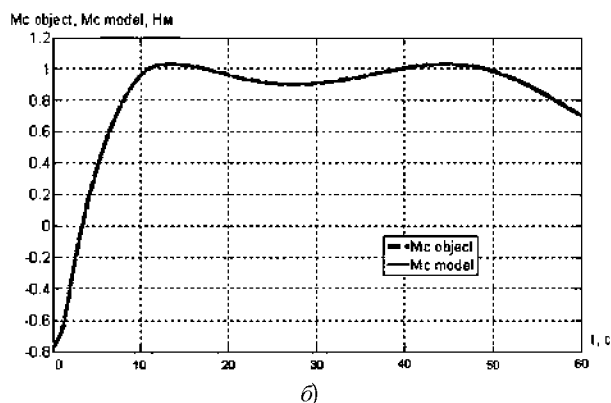
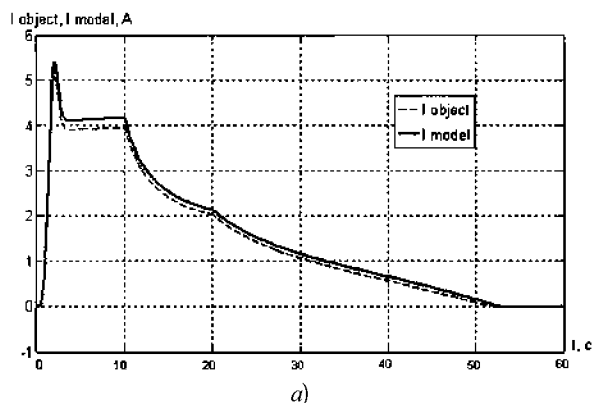
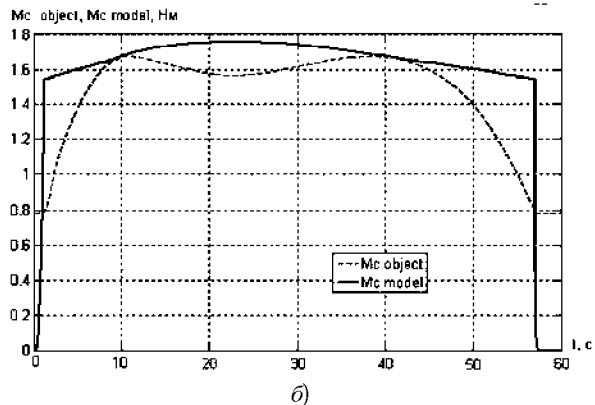
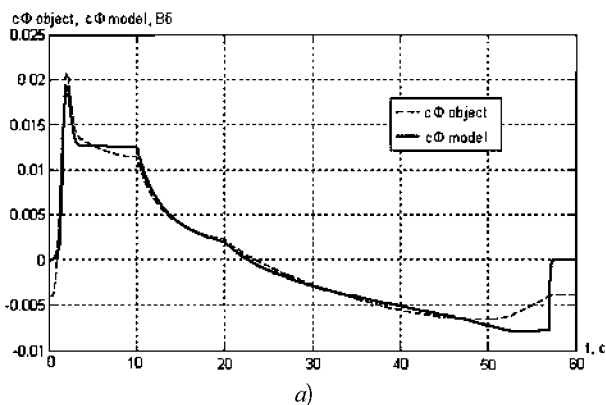


Рис. 6. Ток и угловая скорость двигателя в объекте и в ПРНС (второй случай)

Рис. 7. Изменения $c\Phi(I)$ и $M_c(\omega)$ в объекте и в ПРНС (второй случай)

ния и осуществлять только запуск двигателя, ошибка идентификации нелинейностей значительно возрастает (до 50 % и выше).

Моделирование третьего случая выполнено для идентификации параметров второго уравнения системы (1) при нелинейных $\Phi(I)$ и $M_c(\omega)$, заданных в виде табл. 1 и 2. Для осуществления движения при токе двигателя, равном нулю, после разгона разрывалась цепь питания двигателя. Весовые коэффици-

циенты w_{24} рассчитывались по данным режима при свободном выбеге двигателя. Весовые коэффициенты w_{21} рассчитывались по данным режима при разгоне двигателя с использованием уравнения (22).

Идентифицированные из ПРНС нелинейности $c\Phi(I)$ и $M_c(\omega)$ (рис. 8) очень близки к нелинейностям, заданным в объекте. Максимальная погрешность идентификации не превышает 5 %.

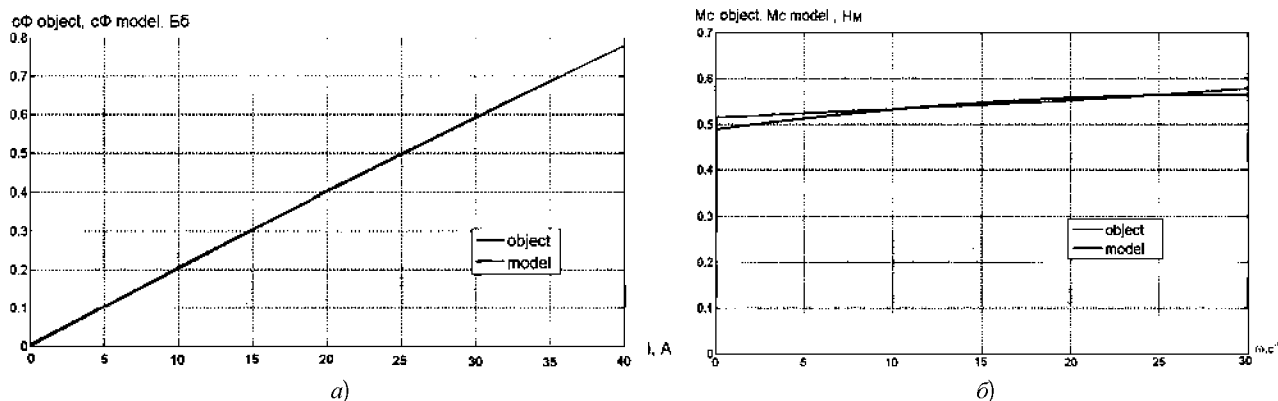
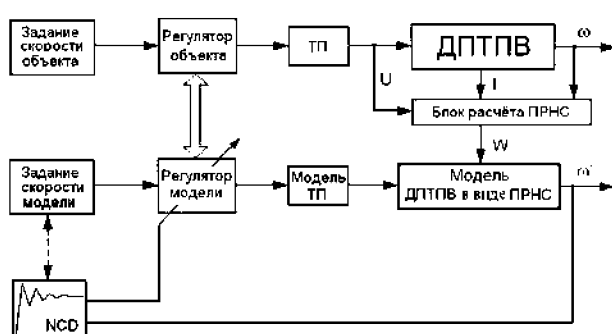
Рис. 8. Графики $c\Phi(I)$ и $M_c(\omega)$ в объекте и их идентификация из ПРНС (третий случай)

Рис. 9. Структурная схема настройки СУ ЭП с ДПТПВ

Таблица 3. Ошибки обработки тока и угловой скорости

Наименование параметра	Максимальные ошибки, %	Ошибки в установившемся режиме, %
Ток якоря (I)	3	0,72
Скорость (ω)	2	0,28

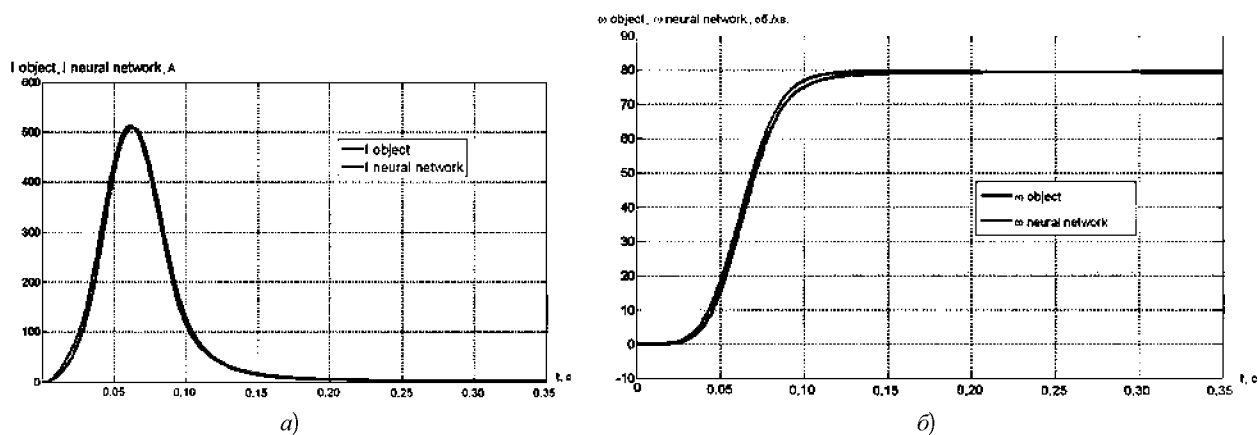


Рис. 10. Графики переходных процессов тока и угловой скорости после настройки регулятора скорости

НАСТРОЙКА СУ ЭП ПО ЕГО МАТЕМАТИЧЕСКОЙ МОДЕЛИ В ВИДЕ ПРНС

На синтезированной выше математической модели ДПТПВ в виде ПРНС, полученной для более общего второго случая, выполнялась настройка регулятора скорости ЭП. Последовательность настройки следующая (рис. 9): синтез математической модели ДПТПВ в виде ПРНС; настройка интегрального k_i и

дифференциального k_n параметров ПИ-регулятора на этой математической модели; подстановка найденных параметров k_i и k_n в регулятор объекта; проверка качества переходных процессов при отработке задания ЭП с найденными коэффициентами регулятора.

В блоке «Блок расчета ПРНС» (рис. 9) по данным режима работы двигателя рассчитываются весовые коэффициенты модели ДПТПВ в виде ПРНС. В блоке «NCD» [9] задаются границы желаемого переход-

ного процесса и настраиваются параметры регулятора на математической модели объекта в виде ПРНС. При изменении параметров объекта синтезируется новая модель в виде ПРНС и на ней перенастраивается регулятор, что обеспечивает работу ЭП с желаемыми характеристиками переходного процесса.

Ошибка отработки координат ЭП моделью в виде ПРНС на обучающих наборах не превышала 3 % (рис. 10). Переходные процессы тока и угловой скорости исследуемого объекта (*I object*, ω_{object}) и его модели в виде ПРНС (*I neural network*, $\omega_{neural network}$) с найденными параметрами регуляторов не имеют перерегулирования и при этом практически одинаковые, из этого следует, что найденная модель ДПТПВ в виде ПРНС имеет необходимую точность и обобщающие свойства для настройки регуляторов.

В табл. 3 приведены максимальные значения ошибок и значения ошибок в установившемся режиме отработки тока и угловой скорости ЭП с моделью ДПТПВ в виде ПРНС.

Автор благодарен магистру Смирнову А. С. за совместную работу при выполнении моделирования.

ВЫВОДЫ

1. По результатам исследований выполнено сравнение предложенных способов идентификации параметров ДПТПВ по его модели в виде ПРНС. Способ первый позволяет получить высокую точность идентификации (погрешность 1 %), но применяется при нелинейностях, точно аппроксимируемых полиномами заданной степени. Способ второй применяется для нелинейности, заданной произвольно (например, таблицей), однако требует усложнения вычислений и обеспечивает невысокую точность (погрешность 25 %). В третьем способе обеспечивается высокая точность (5 %), но требуется создание специальных режимов двигателя (разрыв цепи якоря).

2. Выполненная настройка параметров ПИ-регулятора скорости по полученной математической модели ДПТПВ в виде ПРНС позволила получить в ЭП желаемые переходные процессы, которые практически совпадают для модели и объекта, следовательно, синтезированная модель ДПТПВ в виде ПРНС имеет необходимую точность и обобщающие свойства для настройки регуляторов.

СПИСОК ЛИТЕРАТУРЫ

1. Бодянский, Е. В. Искусственные нейронные сети: архитектура, обучение, применения / Е. В. Бодянский, О. Г. Руденко // Харьков : ТЕЛТЕХ, 2004. – 372 с.
2. Хайкин, С. Нейронные сети: полный курс / Хайкин С. – 2-е издание. – М. : Вильямс, 2006. – 1104 с.

3. Омату, С. Нейроуправление и его приложения. Кн. 2. / С. Омату, М. Халид, Р. Юсоф ; пер. с англ. Н. В. Батина. – М. : ИПРЖР, 2000. – 272 с. – (Нейрокомпьютеры и их применение).
4. Генетические алгоритмы, искусственные нейронные сети и проблемы виртуальной реальности / Г. К. Вороновский, К. В. Махотило, С. Н. Петрашов, С. А. Сергеев. – Харьков : ОСНОВА, 1997. – 112 с.
5. Орловский, И. А. Расчет моделей нелинейных электро-механических объектов на полиномиальных рекуррентных нейронных сетях из их известных математических моделей / И. А. Орловский // Технічна електродинаміка. – 2009. – № 1. – С. 20–31.
6. Орловский, И. А. Разработка моделей на нейронных сетях серийного двигателя постоянного тока по экспериментальным данным / И. А. Орловский, И. В. Блохин, А. С. Смирнов // Вісник Кременчуцького політехнічного університету. – Кременчук. – 2010. – Вип. 3 (62), част. 1. – С. 153–156.
7. Орловский, И. А. Обучение на рекуррентной нейронной сети модели серийного двигателя и идентификация его внутренних параметров. / И. А. Орловский, И. В. Блохин // Вісник Національного технічного університету «Харківський політехнічний інститут» сборник научных трудов «Проблемы автоматизированного привода. Теория и практика». – 2010. – № 28. – С. 566–568.
8. Андреев, В. П. Основы электропривода / В. П. Андреев, Ю. А. Сабинин. – М.-Л. : Госэнергоиздат, 1963. – 772 с.
9. Дьяконов, В. П. MATLAB 5.3.1 с пакетами распылений / под ред. проф. В. П. Дьяконова ; В. П. Дьяконов, И. В. Абраменкова, В. В. Круглов. – М. : Нолидж, 2001. – 880 с.

Надійшла 15.07.2010

Орловский И. А.

ІДЕНТИФІКАЦІЯ МАТЕМАТИЧНОЇ МОДЕЛІ У ВИГЛЯДІ ПОЛІНОМІАЛЬНОЇ РЕКУРЕНТНОЇ НЕЙРОННОЇ МЕРЕЖІ ТА НАСТРОЙКА РЕГУЛЯТОРІВ ЕЛЕКТРОПРИВОДУ З СЕРІЕСНИМ ДВИГУНОМ

Синтезовано математичні моделі електропривода з серіесним двигуном у вигляді поліноміальних рекуррентних нейронних мереж (ПРНМ) за даними режиму його роботи. Досліджено способи ідентифікації параметрів привода і залежності моменту опору від швидкості двигуна при заданні спеціальних режимів роботи і різних видів рівнянь, що описують нелінійності параметрів. Виконано настройку ПІ-регулятора швидкості на отриманій моделі у вигляді ПРНМ.

Ключові слова: математична модель, двигун постійного струму послідовного збудження, рекуррентна нейронна мережа, регулятор швидкості, ідентифікація параметрів.

Orlovsky I. A.

IDENTIFICATION OF MATHEMATICAL MODEL IN THE FORM OF POLYNOMIAL RECURRENT NEURAL NETWORK AND ADJUSTMENT OF ELECTRIC DRIVE WITH SERIES-WOUND MOTOR

Mathematical models of electric drive with a series-wound motor in the form of polynomial recurrent neural networks (PRNN) have been synthesized using its operational data. The methods of identification of drive parameters and drag torque dependence on motor speed were studied, setting special operating modes and different types of equations describing parameters non-linearity. A PI speed controller was adjusted according to the obtained model in the form of PRNN.

Key words: mathematical model, DC motor of series excitation, recurrent neural network, speed controller, parameters identification.