

ОБУЧЕНИЕ НА РЕКУРРЕНТНОЙ НЕЙРОННОЙ СЕТИ МОДЕЛИ СЕРИЕСНОГО ДВИГАТЕЛЯ И ИДЕНТИФИКАЦИЯ ЕГО ВНУТРЕННИХ ПАРАМЕТРОВ

Введение. Наличие в современных электроприводах (ЭП) мощных вычислительных ресурсов дает возможность применить интеллектуальные системы для получения математических моделей ЭП с объектом и оптимальной настройкой регуляторов. Поиск градиентными или генетическими алгоритмами оптимальных параметров регуляторов требует сотни и тысячи повторных запусков объекта, что приводит к необходимости получения математической и имитационной моделей ЭП и механизма в реальном времени. Основным элементом тягового ЭП является серийный двигатель постоянного тока (ДПТПВ), идентификация нелинейных параметров которого в реальном времени, является актуальной и сложной задачей. В работах [1, 2, 3], разработана методика получения моделей нелинейных электромеханических объектов на полиномиальных рекуррентных нейронных сетях (ПРНС), однако отсутствует идентификация с высокой точностью их внутренних нелинейных параметров из полученных моделей на ПРНС.

Цель статьи. Исследовать возможность идентификации нелинейных параметров ДПТПВ из его обученных моделей на ПРНС.

Постановка задачи исследования. Процессы в ДПТПВ с нелинейной зависимостью момента сопротивления от скорости описываются системой нелинейных уравнений (1)

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

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

$$A = \begin{bmatrix} -R_d L^{-1}(I) & -L^{-1}(I)c\Phi(I) \\ J^{-1}c\Phi(I) & 0 \end{bmatrix} \quad (3)$$

$$B = \begin{bmatrix} L^{-1}(I) & 0 \\ 0 & -J^{-1}M_C(\omega) \end{bmatrix} \quad (4)$$

$$\dot{x} = CY \quad (5)$$

[3]: 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; $M_C(\omega)$ момент сопротивления, зависящий от скорости двигателя ω .

Для данного объекта вектором состояния является: $x = [I, \omega]^T$; вектором входных сигналов - $u = [U_D, 1]^T$. Второй элемент вектора u взят равный единице для обеспечения общности выражений при описании момента сопротивления в виде нелинейного коэффициента $M_C(\omega)$.

С учётом сделанных обозначений система (1) может быть представлена в матричном виде системой (2), где матрицы нелинейных коэффициентов A и B имеют вид (3) и (4).

Для получения общих выражений расчёта и обучения весовых коэффициентов ПРНС (с использованием которых формируются полиномы имеющихся в объекте нелинейностей) запишем систему уравнений (2) в виде

(5), где $Y = [x_1, x_2, u_1, u_2]^T = [y_1, y_2, y_3, y_4]^T$ - вектор, объединяющий векторы состояния объекта и входных сигналов. Матрица C объединяет матрицы A и B .

Структурная схема модели ДПТПВ на ПРНС с использованием полиномиальных блоков [3] дана на рис.1. Полиномиальные блоки POL формируют произведения (с единичными коэффициентами) полиномиальных членов степени r от сигналов поступающих на входы "r", на сигнал, поступающий на вход "(1)". Выходы блоков POL обозначим векторами h_{ij} с такими же индексами, как у элементов векторов весовых коэффициентов w_{ij} и элементов c_{ij} матрицы C . При аппроксимации нелинейностей полиномами второго порядка вектора h_1 и h_2 , для первого и второго нейронов, соответственно, определяются уравнениями (6) и (7). С учётом приведенных выше обозначений систему уравнений (2) можно представить в виде (8) или более компактно в виде (9). Весовые коэффициенты ПРНС, исходя из уравнения (5) (по аналогии с рассуждениями в работах [1, 2, 3] для дискретной системы с тактом счёта T могут быть вычислены из математической модели ДПТПВ по формуле (10), где $w_{ij} = Pol_r(Tc_{ij})$; $Pol_r(\)$ - функция, определяющая вектор коэффициентов полинома степени r для выражения, находящегося в скобках.

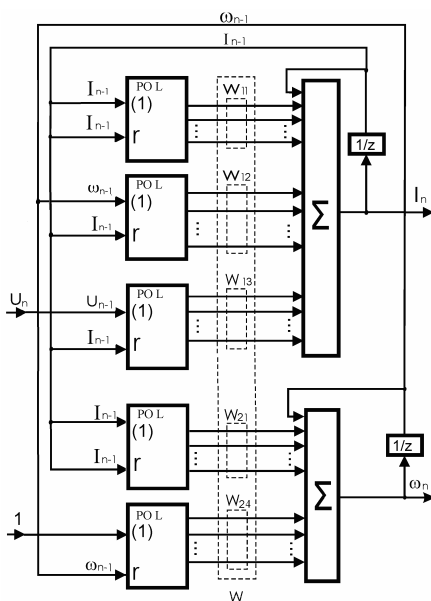


Рис. 1. Структура модели ДПТПВ на ПРНС

$$h_{1n} = [I_{n-1}, I_{n-1}I_{n-1}, I_{n-1}I_{n-1}^2, \omega_{n-1}, \omega_{n-1}I_{n-1}, \omega_{n-1}I_{n-1}^2, U_n, U_nI_{n-1}, U_nI_{n-1}^2]^T, \quad (6)$$

$$h_{2n} = [I_{n-1}, I_{n-1}I_{n-1}, I_{n-1}I_{n-1}^2, 1, \omega_{n-1}, \omega_{n-1}^2]^T, \quad (7)$$

$$x_{in} = x_{in-1} + w_{i1}h_{i1n} + w_{i2}h_{i2n} + \dots + w_{iK}h_{iKn}, \quad i=1, 2, \quad (8)$$

$$w_i h_{in} = \Delta x_{in}, \quad i=1, 2, \quad (9)$$

$$W = \begin{bmatrix} w_{11} & w_{12} & w_{13} & 0 \\ w_{21} & 0 & 0 & w_{24} \end{bmatrix} = Pol_r(TC). \quad (10)$$

$\Delta g_{in} = g_{in} - g_{in-1}$ – разность в n -ом такте между текущим g_{in} и предыдущим g_{in-1} значениями i -го элемента выходного вектора ПРНС.

$$E_i = \frac{1}{2} \sum_{n=1}^{N_V} e_{in}^2 \quad (11)$$

$$e_{in} = \Delta x_{in} - \Delta g_{in} \quad (12)$$

$$\frac{\partial E_i}{\partial w_{ikn}} = -e_{in} \cdot h_{ikn} \quad (13)$$

$$\Delta w_{ikn} = -\sum_n \eta \frac{\partial E_i}{\partial w_{ikn}} \quad (14)$$

$$w_{ikn} = w_{ikn-1} + \Delta w_{ikn} \quad (15)$$

$$\left. \begin{aligned} w_{1,1} &= TPol(-R_d L^{-1}(I)), \\ w_{1,2} &= TPol(-L^{-1}(I)c\Phi(I)), \\ w_{1,3} &= TPol(L^{-1}(I)), \\ w_{2,1} &= TPol(J^{-1}c\Phi(I)), \\ w_{2,4} &= TPol(-J^{-1}M_C(\omega)). \end{aligned} \right\} \quad (16)$$

Коррекция весовых коэффициентов i -го нейрона ПРНС (вектор w_i) производится на основе градиентного метода обучения, согласно уравнениям (13) – (15), где h_{ikn} – значения k -го элемента вектора h_i для данных n -ого такта Δw_{ikn} – приращение веса k -го элемента вектора w_i для n обучающих наборов; η – коэффициент обучения.

Весовые коэффициенты модели на ПРНС могут быть вычислены, согласно уравнениям (10), из известной математической модели по уравнениям системы (16): Если найдены весовые коэффициенты ПРНС методом расчёта или обучения из данных режима работы двигателя, то из них могут быть идентифицированы $M_c(\omega)$ и $L(I)$, согласно уравнениям (17)–(18). Произведение $c\Phi$ коэффициента “с” на магнитный поток может быть вычислено делением полинома из второго уравнения системы (16) на полином из третьего уравнения. Сопrotивление R_d находится делением полиномов первого уравнения системы (16) на полином третьего уравнения. Суммарный момент инерции на валу ДПТПВ находится делением полинома $c\Phi$ на полином $w_{2,1}$.

Результаты измерений и моделирования. Обучение модели на ПРНС и идентификация нелинейных параметров выполнялось для математической модели ДПТПВ типа МП-62, имеющего следующие параметры:

$$M_{c0} = -T^{-1} \cdot w_{1,4,0}, \quad M_{c1} = -T^{-1} \cdot w_{1,4,1}, \dots, \quad M_{cr} = -T^{-1} \cdot w_{1,4,r}, \quad (17)$$

$$L^{-1}_0 = T^{-1} \cdot w_{1,3,0}, \quad L^{-1}_1 = T^{-1} \cdot w_{1,3,1}, \dots, \quad L^{-1}_r = T^{-1} \cdot w_{1,3,r}, \quad (18)$$

$U_n = 220 \text{ В}; \quad I_n = 260 \text{ А}; \quad \omega_n = 53,4 \text{ с}^{-1};$
 $c = 78,5$; номинальное значение магнитного потока $\Phi_n = 0,048 \text{ Вб}$; момент инерции приведенный к валу двигателя $J_D = 1,36 \text{ кг}\cdot\text{м}^2$. Измерялись: напряжение, подаваемое на двигатель, ток и скорость двигателя. Моделирование выполнялось с шагом $T = 0,0001 \text{ с}$. Приращение Δx_{in} вычислялось, как среднее значение на предыдущем и последующем шагах.

Обучение выполнялось в течение одной – двух эпох для данных первых трёх секунд после подачи напряжения на двигатель. Значения весовых коэффициентов ПРНС второй степени представлены в табл. 1. Каждый из векторов $w_{11}, w_{12}, w_{13}, w_{21}, w_{24}$ состоит из трёх весовых коэффициентов.

На рис. 2, а показан фрагмент напряжения на ДПТПВ, на рис. 2, б зависимость $M_c(\omega)$, на рис. 2, в и рис. 2, г – соответственно, даны сигналы отработки тока и скорости модели ДПТПВ (сплошной линией) и обученной ПРНС (штриховой линией).

После обучения ПРНС одни нелинейные коэффициенты матриц A и B идентифицируются с высокой точностью, для других имеются ошибки. Не точная идентификация происходит для коэффициентов, у которых имеется нелинейность от значений выхода этого же нейрона. Так в первом нейроне этим коэффициентом является $R_d L^{-1}(I)$, во втором нейроне – $M_c(\omega)$.

Таблица 1.			
	Значения весовых коэфф. $\times 10^{-6}$		
w_{11}	-349,8	4,914	-0,0292
w_{12}	-442,47	-32,15	-0,4156
w_{13}	2369,7	-8,507	0,158
w_{21}	-28,71	2,826	-0,0076
w_{24}	194,44	-1,475	0,0197

После обучения ПРНС одни нелинейные коэффициенты матриц A и B идентифицируются с высокой точностью, для других имеются ошибки. Не точная идентификация происходит для коэффициентов, у которых имеется нелинейность от значений выхода этого же нейрона. Так в первом нейроне этим коэффициентом является $R_d L^{-1}(I)$, во втором нейроне – $M_c(\omega)$.

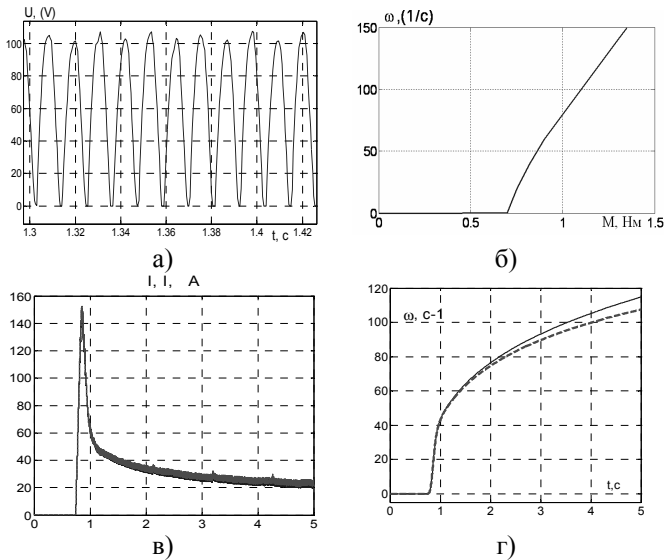


Рис. 2. Процессы в ДПТПВ и его моделях на ПРНС

На рис. 3 показаны заданные значения нелинейных коэффициентов ДПТПВ и значения, идентифицируемые полиномами, построенными из весовых коэффициентов ПРНС. Идентифицируемое значение момента инерции составляло $1,4 \text{ кгм}^2$, заданное $1,36 \text{ кгм}^2$.

Для сравнения точности модели на ПРНС и результатов идентификации нелинейных коэффициентов из внутренних параметров в табл. 2 приведены значения максимальных ошибок обработки координат и идентификации.

Таблица 2.							
Максимальные ошибки в %							
I	ω	A_{12}	A_{21}	B_{11}	$c\Phi(I)$	J	$L(I)$
3	5	5	10	7	3	3	7

Выводы 1. Выполнено обучение модели ДПТПВ на ПРНС и идентификация внутренних нелинейных параметров двигателя. Установлено, что в уравнении для \dot{x}_i предложенным методом не удаётся идентифицировать нелинейные коэффициенты, у которых имеется нелинейность от переменной x_i .

2. Проверка моделей на ПРНС на данных, используемых для обучения, показала высокую точность моделей (максимальная относительная ошибка по току и скорости не превышала 5%). Ошибки идентификации $L(I)$, $c\Phi(I)$ и J не превышают 7%.

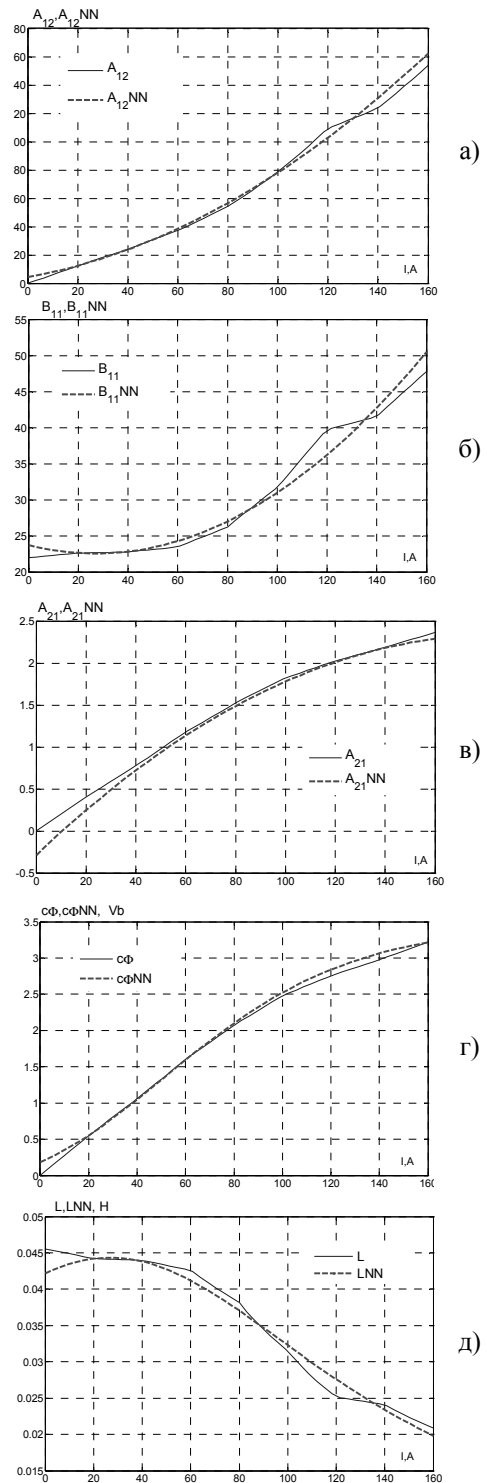


Рис. 3. Результаты идентификации

ЛИТЕРАТУРА

1. Орловский И.А. Расчёт моделей нелинейных электромеханических объектов на полиномиальных рекуррентных нейронных сетях из их известных математических моделей / И.А. Орловский // Технічна електродинаміка. – 2009. – №1. – С. 20–31.
2. Орловский И.А., Расчёт и обучение моделей нелинейных электромеханических объектов на полиномиальных рекуррентных нейронных сетях / И.А. Орловский, А.А. Сиявский. // Искусственный интеллект. – 2008. – №3. – С. 579–590.
3. 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.
4. Бодянский Е.В. Искусственные нейронные сети: архитектуры, обучение, применения / Е.В. Бодянский, О.Г. Руденко //– Харьков, ТЕЛЕТЕХ, 2004. – 372 с.