

ИДЕНТИФИКАЦИЯ ЭЛЕКТРОМЕХАНИЧЕСКИХ СИСТЕМ С ИСПОЛЬЗОВАНИЕМ ИСКУССТВЕННОЙ НЕЙРОННОЙ СЕТИ

АНИСИМОВ А.А., канд. техн. наук, ГОРЯЧЕВ М.Н., студ.

Рассматривается проблема параметрической идентификации объектов управления в процессе настройки систем с регуляторами повышенного порядка. Предложен подход, основанный на применении искусственной нейронной сети Элмана для оценивания параметров линейной модели электромеханической системы, позволяющий существенно сократить длительность процедуры идентификации.

Ключевые слова: электромеханическая система, нейронная сеть Элмана, параметрическая идентификация, обучение нейронной сети.

IDENTIFICATION OF ELECTROMECHANICAL SYSTEMS WITH USING OF ARTIFICIAL NEURAL NETWORK

A.A. ANISSIMOV, Candidates of Engineering, M.N. GORYACHEV, Student

In this article, the method of parametric identification, based on the neural network application, is proposed for linear electromechanical systems. The Elman neural network implements parameters estimation in a course of high order control system tuning. The approach allows significantly reduce an amount of time needed for identification process.

Key words: electromechanical system, Elman neural network, parametric identification, neural network training.

В целях повышения качества управления электромеханическими системами (ЭМС) в настоящее время применяются управляющие устройства повышенного порядка, к которым относятся различного рода регуляторы состояний, а также полиномиальные регуляторы. Однако высокие возможности таких устройств могут быть реализованы на практике только при наличии средств автоматической настройки, позволяющих системе адаптироваться к изменению параметров объекта управления.

Существующие методы настройки регуляторов, как правило, включают в себя процедуру идентификации объекта управления в явном или неявном виде [1]. Задача идентификации при этом решается в реальном масштабе времени, что предъявляет высокие требования к сходимости и быстродействию применяемых алгоритмов. Вместе с тем классические методы решения данной задачи требуют проведения многочисленных экспериментов на объекте управления.

В целях сокращения длительности идентификации до минимально возможного значения, равного времени переходного процесса в ЭМС, предлагается использовать искусственную нейронную сеть (ИНС), анализирующую динамические характеристики объекта управления. Для формирования такой сети необходимо располагать априорной информацией о структуре ЭМС и диапазоне изменения ее параметров. По результатам единственного эксперимента ИНС способна провести идентификацию и дать оценку вектора параметров объекта управления.

Для осуществления идентификации на входе ЭМС формируется тестовый сигнал прямоугольной формы с заданной амплитудой. Вектор

отсчетов полученной переходной характеристики подается на вход ИНС, которая дает оценку вектора параметров линейной модели объекта управления. В качестве оцениваемых параметров принимаются нули и полюсы данной модели, по которым затем определяются коэффициенты передаточной функции в виде

$$H_{Oy}(s) = \frac{B(s)}{A(s)} = \frac{b_0 + b_1s + \dots + b_ms^m}{a_0 + a_1s + \dots + a_ns^n}, \quad (1)$$

где $n = \deg A(s)$, $m = \deg B(s)$ – степени знаменателя и числителя передаточной функции (ПФ); s – комплексная переменная преобразования Лапласа.

Задача идентификации с помощью ИНС может решаться и в частотной области, с использованием спектральных характеристик сигнала на выходе объекта управления. При таком подходе достаточно выполнить дискретное преобразование Фурье переходной характеристики $h(nT_0)$, полученной экспериментально, в соответствии с выражением

$$H(j\omega_0k) = \sum_{n=0}^{N-1} h(nT_0) \exp(-j \frac{2\pi}{NT_0} kn), \quad (2)$$

где ω_0 , T_0 – период дискретизации частоты и времени соответственно; N – количество отсчетов; k – номер отсчета.

Как показал проведенный анализ [1, 2, 3, 5], для решения задачи идентификации могут применяться как ИНС прямого распространения (сигмоидальные, радиальные), так и сети с обратными связями. Последние обладают более высокой аппроксимирующей способностью при сопоставимом количестве нейронов. В резуль-

тате для дальнейшего исследования была выбрана рекуррентная ИНС Элмана.

Нейронная сеть Элмана (рис. 1) состоит из N входов, K нейронов скрытого слоя, охваченных обратными связями через элементы задержки z^{-1} , и M нейронов выходного слоя [2]. Вектор состояния входного слоя сети в момент времени kT_0 имеет вид

$$X(k) = [x_0(k), x_1(k), \dots, x_N(k), v_1(k-1), \dots, v_K(k-1)],$$

где $x_0(k), x_1(k), \dots, x_N(k)$ – вектор входного сигнала; $v_1(k), v_2(k), \dots, v_K(k)$ – состояния нейронов скрытого слоя.

Состояние нейронов скрытого слоя определяется выражением

$$v_i(k) = f_i^1(u_i(k)), \quad u_i(k) = \sum_{j=0}^{N+K} w_{ij}^1 x_j(k),$$

где w_{ij}^1 – синаптические весовые коэффициенты; $f_i^1(u_i(k)) = th(u_i(k))$ – функции активации нейронов скрытого слоя.

Аналогично для выходного слоя ИНС

$$y_i(k) = f_i^2(g_i(k)), \quad g_i(k) = \sum_{j=0}^M w_{ij}^2 v_j(k),$$

где $y_0(k), y_1(k), \dots, y_M(k)$ – вектор выходного сигнала сети.

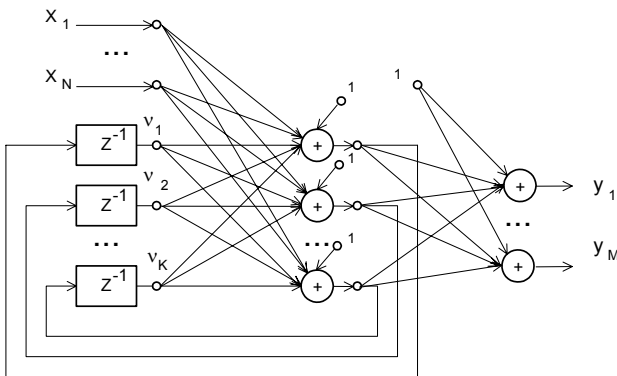


Рис. 1. Структура искусственной нейронной сети Элмана

Для обучения ИНС Элмана обычно используются градиентные методы оптимизации 1-го и 2-го порядка. Критерием оптимальности при этом служит сумма квадратов ошибок

$$E(k) = \frac{1}{2} \sum_{i=1}^M [y_i - d_i]^2, \quad (3)$$

где d_i – образцовое значение сигнала на i -м выходе сети из обучающей выборки.

Алгоритм настройки синаптических весов при этом имеет вид

$$\mathbf{w}(k) = \mathbf{w}(k-1) - \eta(k) \cdot \nabla_{\mathbf{w}} E(k), \quad (4)$$

где $\nabla_{\mathbf{w}} E(k)$ – градиент целевой функции на k -м шаге; величина $\eta(k)$ зависит от применяемого алгоритма оптимизации.

Наиболее эффективными при обучении ИНС Элмана оказались квазиньютоновские мето-

ды, прежде всего алгоритм Дэвидона-Флетчера-Пауэлла (ДФП), а также Левенберга-Маркварта.

Обучающая выборка представляет собой массив переходных характеристик, полученных путем вариации параметров объекта управления. Для успешного обучения ИНС необходимо варьировать все подлежащие идентификации параметры (нули и полюсы ПФ линейной модели) методом Монте-Карло, предварительно определив диапазон их возможного изменения на основе априорной информации.

Исследование эффективности предложенного метода идентификации с использованием ИНС Элмана проводилось на примере типичной двухмассовой ЭМС (рис. 2) [4].

Для конкретности были приняты следующие значения основных параметров ЭМС: $K_{СП} = 7$; $T_{СП} = 0,01$ с; $R_{Я} = 1,6$ Ом; $T_{Я} = 0,044$ с; $C = 2,17$ Вб; $J_1 = 0,06$ кг·м²; $J_2 = 0,013$ кг·м²; $C_{12} = 54,23$ Н·м/рад; $K_{Д} = 0,15$ Н·м/рад. Передаточная функция данной системы по каналу управления имеет вид

$$H(s) = \frac{\Omega_2(s)}{\Omega_3(s)} = \frac{b_1 s + b_0}{s^5 + a_4 s^4 + a_3 s^3 + a_2 s^2 + a_1 s + a_0}, \quad (5)$$

где $a_4 = 136,9$; $a_3 = 10206$; $a_2 = 7,81 \cdot 10^5$; $a_1 = 1,76 \cdot 10^7$; $a_0 = 4,68 \cdot 10^8$; $b_1 = 1,3 \cdot 10^7$; $b_0 = 4,69 \cdot 10^9$.

В качестве параметров объекта, подлежащих оцениванию, были выбраны полюсы ПФ (6), определяющие динамику объекта управления

$$Y = \begin{bmatrix} \text{Re}(s_{12}^0) & \text{Im}(s_{12}^0) & \text{Re}(s_{34}^0) & \text{Im}(s_{34}^0) & s_5^0 \\ \text{Re}(s_{12}^0) & \text{Im}(s_{12}^0) & \text{Re}(s_{34}^0) & \text{Im}(s_{34}^0) & s_5^0 \end{bmatrix}, \quad (6)$$

где $s_{12}^0, s_{34}^0, s_5^0$ – расчетные значения комплексных полюсов. Для формирования обучающей выборки данные параметры варьировались в диапазоне +/-50% от расчетных значений, объемом выборки составлял 200 отсчетов.

Структура рекуррентной ИНС Элмана для решения задачи идентификации формировалась следующим образом. Размерность входного вектора сети (3) соответствует количеству отсчетов переходной характеристики объекта: $N = 35$. Размерность выходного вектора сети равна числу определяемых параметров объекта: $M = 5$. Количество нейронов скрытого слоя ИНС лежит в диапазоне от M до $2N+1$ и уточняется экспериментально.

Для формирования и обучения ИНС Элмана использовалась функция **newelm()** пакета MatLab 7.1 Neural Network Toolbox:

$net = newelm(minmax(H), [N+2, M], \{ 'tansig', 'purelin' \}, 'traincgf', 'leangf', 'sse')$,

где H – массив переходных характеристик (обучающая выборка). Функция активации скрытого слоя **tansig** – гиперболический тангенс, функция активации выходного слоя **purelin** – линейная.

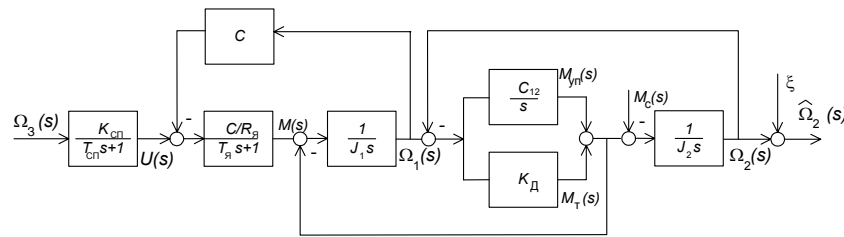


Рис. 2. Структурная схема линейной модели двухмассовой ЭМС

Обучение ИНС Элмана проводилось с использованием метода сопряженных градиентов, а также квазиньютоновских методов Левенберга-Маркварта и ДФП. Наиболее эффективным оказался алгоритм ДФП (*traincgf*), обеспечивающий завершение процесса обучения в течение 1500–2000 эпох при среднеквадратической ошибке обучения $E(k)$ не более 0,001.

Для тестирования полученной ИНС Элмана на 1-м этапе использовалась выборка, аналогичная обучающей, объемом в 200 вариантов переходных характеристик. Адекватность идентификации определялась путем регрессионного анализа зависимости оценок на выходе ИНС от действительных значений полюсов ПФ линейной модели ЭМС. На 2-м этапе тестирования ИНС проводилось исследование при воздействии помехи ξ , представляющей собой белый шум со спектральной плотностью $S = N$ в полосе частот $|f| \leq 100$ Гц, для которого СКО $\sigma_\xi = \sqrt{N \cdot \Delta f} = 0,08$ рад/с.

На рис. 3 приведен пример переходной характеристики линейной ЭМС и характеристики модели с параметрами, полученными при помощи ИНС Элмана. Анализ кривых подтверждает адекватность параметрической идентификации нейросетевым методом.

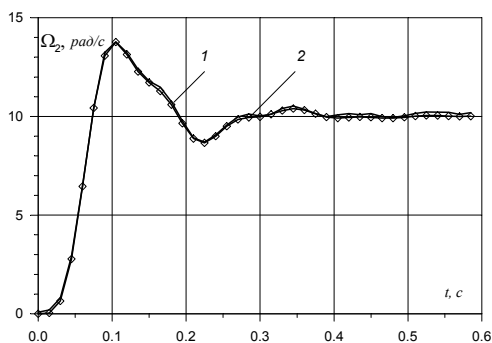


Рис. 3. Переходные характеристики линейной ЭМС: 1 – исходная характеристика; 2 – результат идентификации

Результаты тестирования ИНС на массиве переходных характеристик линейной модели ЭМС приведены на рис. 4. Линейный характер зависимостей оценок от действительных значений полюсов позволяет сделать вывод об адекватности идентификации. Среднеквадратическая погрешность оценивания при этом не превышает 1,5 % базового значения для каждого из элементов вектора полюсов Y : $\sigma_Y = [0,69 \ 0,50 \ 1,04 \ 0,40 \ 0,77]$ %.

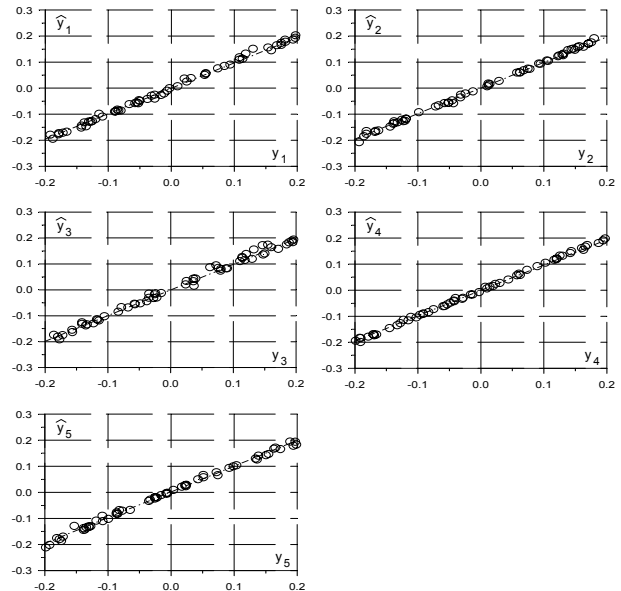


Рис. 4. Оценки параметров линейной модели ЭМС по переходным характеристикам при отсутствии помех

Результаты тестирования ИНС на выборке переходных характеристик с наложенной помехой приводятся на рис. 5. Несмотря на некоторое возрастание среднеквадратической погрешности оценок: $\sigma_Y = [3,02 \ 3,07 \ 3,51 \ 1,57 \ 4,87]$ %, сохраняется линейный характер зависимостей, что говорит о возможности параметрической идентификации при воздействии помех.

В качестве альтернативного варианта была исследована процедура параметрической идентификации в частотной области по амплитудному спектру сигнала на выходе ЭМС. Для формирования обучающей выборки применялось дискретное преобразование Фурье переходных характеристик линейной модели ЭМС в соответствии с формулой (2). Структура ИНС при этом формировалась также, как и в случае идентификации по переходным характеристикам.

Для тестирования ИНС Элмана использовался массив спектральных характеристик линейной модели ЭМС (рис. 6). Полученные в результате тестирования при отсутствии помех зависимости оценок от действительных значений полюсов ПФ приведены на рис. 7. Как показывает анализ, ИНС дает адекватные оценки параметров ЭМС, причем среднеквадратическая погрешность не превышает 1,5 % при использовании переходных характеристик: $\sigma_Y = [1,44 \ 1,14 \ 3,27 \ 0,96 \ 1,67]$ %.

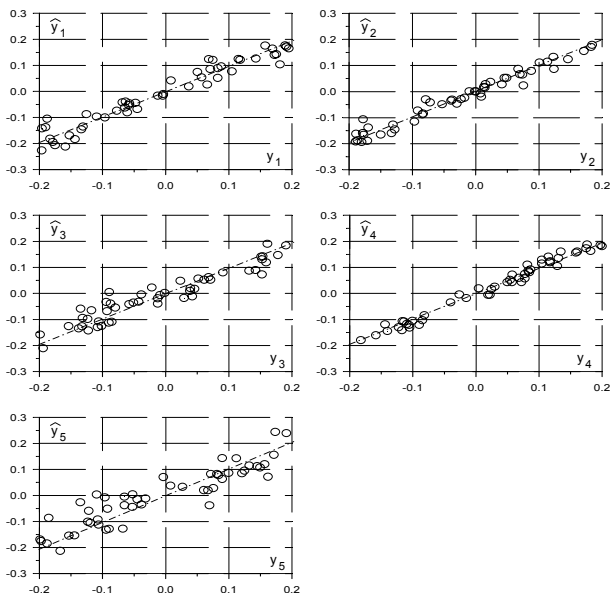


Рис. 5. Оценки параметров линейной модели ЭМС по переходным характеристикам при воздействии помех

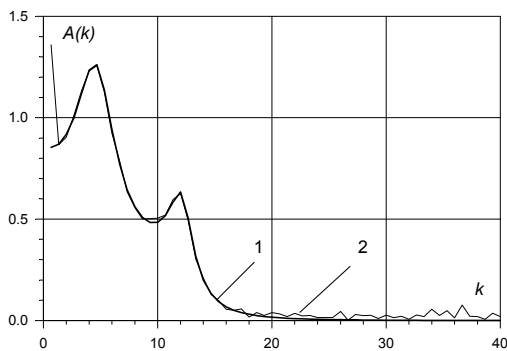


Рис. 6. Амплитудный спектр сигнала на выходе ЭМС: 1 – при отсутствии помех; 2 – при воздействии помех

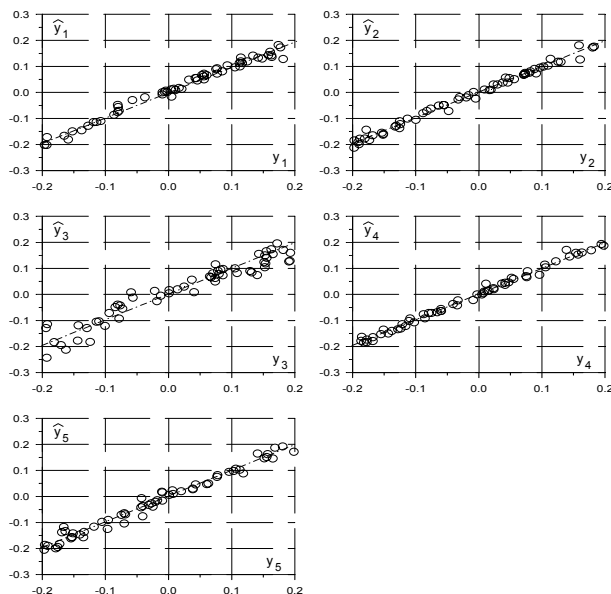


Рис. 7. Оценки параметров линейной модели ЭМС по спектральным характеристикам при отсутствии помех

Тестирование ИНС Элмана на выборке спектральных характеристик с наложением помех показало, что линейная зависимость оценок от действительных значений полюсов ПФ линейной ЭМС сохраняется. При этом среднеквадратическая погрешность оценивания ниже, чем при использовании переходных характеристик, искаженных аналогичной помехой: $\sigma_{\gamma} = [1,49 \ 1,36 \ 5,42 \ 1,76 \ 2,04] \%$. Это объясняется тем, что отсечение высших гармоник при преобразовании Фурье соответствует фильтрации высокочастотных помех.

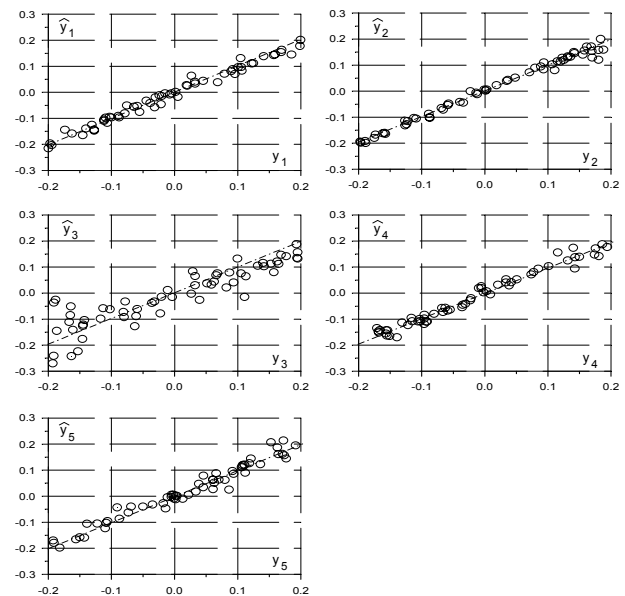


Рис. 8. Оценки параметров линейной модели ЭМС по спектральным характеристикам при воздействии помех

Таким образом, предложенный подход, основанный на применении ИНС Элмана для оценивания параметров линейной модели объекта управления (ЭМС), позволяет существенно сократить длительность процедуры идентификации в процессе настройки системы управления.

Идентификация параметров при помощи ИНС может проводиться как во временной области, по переходным характеристикам объекта управления, так и в частотной, по его спектральным характеристикам. При этом применение спектральных характеристик целесообразно только при воздействии интенсивных помех.

Ограничением при использовании данного метода является наличие таких нелинейностей, при которых система не может быть адекватно представлена линеаризованной моделью. Кроме того, следует иметь в виду, что при воздействии интенсивных помех погрешность идентификации параметров объекта управления существенно возрастает.

Список литературы

1. Методы классической и современной теории автоматического управления: Учебник в 3-х т. Т.3 //: Методы

современной теории автоматического управления / Под ред. Н.Д. Егулова. – М.: Изд-во МГТУ им. Н.Э. Баумана, 2000.

2. Осовский С. Нейронные сети для обработки информации: Пер. с польск. – М.: Финансы и статистика, 2002.

3. Хайкин С. Нейронные сети: Полный курс. 2-е изд.: Пер. с англ. – М.: ООО «И.Д. Вильямс», 2006.

4. Башарин А.В., Новиков В.А., Соколовский Г.Г. Управление электроприводами: Учеб. пособие. – Л.: Энергоиздат, 1982.

5. Roland S. Burns. Advanced Control Engineering // University of Plymouth. – UK, 2001.

Анисимов Анатолий Анатольевич,
ГОУВПО «Ивановский государственный энергетический университет имени В.И. Ленина»,
кандидат технических наук, доцент кафедры электроники и микропроцессорных систем,
телефон (4932) 26-97-53,
terehov@eims.ispu.ru

Горячев Максим Николаевич,
ГОУВПО «Ивановский государственный энергетический университет имени В.И. Ленина»,
студент кафедры электроники и микропроцессорных систем,
телефон (4932) 26-97-53.