

УДК 621.313: 519.688

ОЦЕНИВАНИЕ ПАРАМЕТРОВ RL -ЦЕПЕЙ ЭЛЕКТРОМЕХАНИЧЕСКИХ СИСТЕМ В РЕЖИМЕ ФУНКЦИОНИРОВАНИЯ НА ОСНОВЕ МЕТОДА ПОКООРДИНАТНОГО СПУСКА

Т.Е. Хохлова, А.С. Глазырин, В.И. Полищук

Томский политехнический университет
E-mail: xoxlova@tpu.ru, polischukvi@tpu.ru

Предложен алгоритм параметрической идентификации RL -цепей электромеханических систем в режиме функционирования, в котором за счет синхронизации начальных условий не требуется прерывания нормальной работы системы. Алгоритм основан на методе покоординатного спуска и позволяет получить оценки параметров модели объекта, так чтобы невязка выходных сигналов была минимальной. Проведены исследования работы алгоритма на лабораторной установке.

Ключевые слова:

Параметрическая модель, динамический объект, итерационный процесс, нелинейные уравнения, невязка выходных сигналов.

Key words:

Parametric model, dynamic object, iteration process, nonlinear equations, mismatch of the output signals.

Введение

В электроэнергетике при решении проблем, связанных с управлением и диагностикой электромеханических систем, большое внимание уделяется вопросам моделирования и параметрической идентификации отдельных объектов систем. Параметрическая идентификация позволяет получить параметры моделей объектов при условии, что уравнения моделей заранее известны и задаются с помощью структурной схемы объекта. В настоящее время широко известны классические методы идентификации: метод наименьших квадратов, максимального правдоподобия, метод стохастической аппроксимации и др., которые при решении практических задач оказываются часто неустойчивыми, неработоспособными, а так же сопряжены с большими вычислительными затратами при идентификации в режиме функционирования объекта [1–4]. Одним из подходов к решению задач параметрической идентификации является использование поисковых методов оптимизации [4–6].

Цель работы – изложение результатов исследования алгоритма оценивания параметров RL -цепей как объектов электромеханической системы методом покоординатного спуска.

Постановка задачи

На основе детерминированного объекта – RL -цепи, структурная схема которого представлена на рис. 1, разработать алгоритм, который позволит настраивать параметры модели объекта так, чтобы невязка выходных сигналов была минимальной. Экспериментальную проверку результатов выполнить на лабораторной установке.

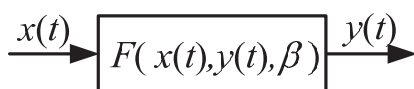


Рис. 1. Структурная схема объекта: F – некоторая функция, определяемая входным сигналом – $x(t)$ напряжения, выходным сигналом – $y(t)$ тока, вектором параметров – $\beta=(R;L)$

Алгоритм настройки параметров модели

Исследуем объект с заданными параметрами, описанный дифференциальным уравнением, составленным на основании его свойств и совместимым с законами, определяющими его поведение. Следовательно, построить параметрическую модель объекта не вызывает затруднений.

Параметры модели настраиваем по следующему алгоритму:

Шаг 1: Определяем выходную величину объекта $y(t)$ при воздействии входным сигналом $x(t)$.

Шаг 2: Определяем шаг для участков синхронизации ΔT .

Шаг 3: Устанавливаем начальный момент времени t_0 .

Шаг 4: Устанавливаем начальные условия параметров модели $\hat{\beta}^{(0)}$ (произвольные значения).

Шаг 5: Синхронизация – устанавливаем начальные условия выходной величины модели, равной выходной величине объекта в заданный момент времени, определенный как начальный $\hat{y}(t_0)=y(t_0)$.

Шаг 6: Определяем выходную величину модели $\hat{y}(t_0)$ при воздействии входным сигналом $x(t)$.

Шаг 7: Определяем величину невязки $\Delta\beta$ выходных сигналов модели и объекта.

Шаг 8: Настраиваем параметры модели $\hat{\beta}$ для обеспечения минимума функционала невязки J .

Шаги 3–8 повторяем для всех участков синхронизации.

В работах [7, 8] предложено и обосновано проводить синхронизацию начальных условий выходной величины модели динамических объектов с шагом, равным четверти периода входного сигнала, что обеспечивает требуемое соотношение между точностью и быстродействием системы идентификации.

Определение выходного сигнала модели сводится к решению дифференциальных уравнений известными методами: Эйлера, Рунге–Кутты и др.

Величину невязки выходных сигналов модели и объекта, которая определяет качество идентификации, находим с помощью функционала [4]:

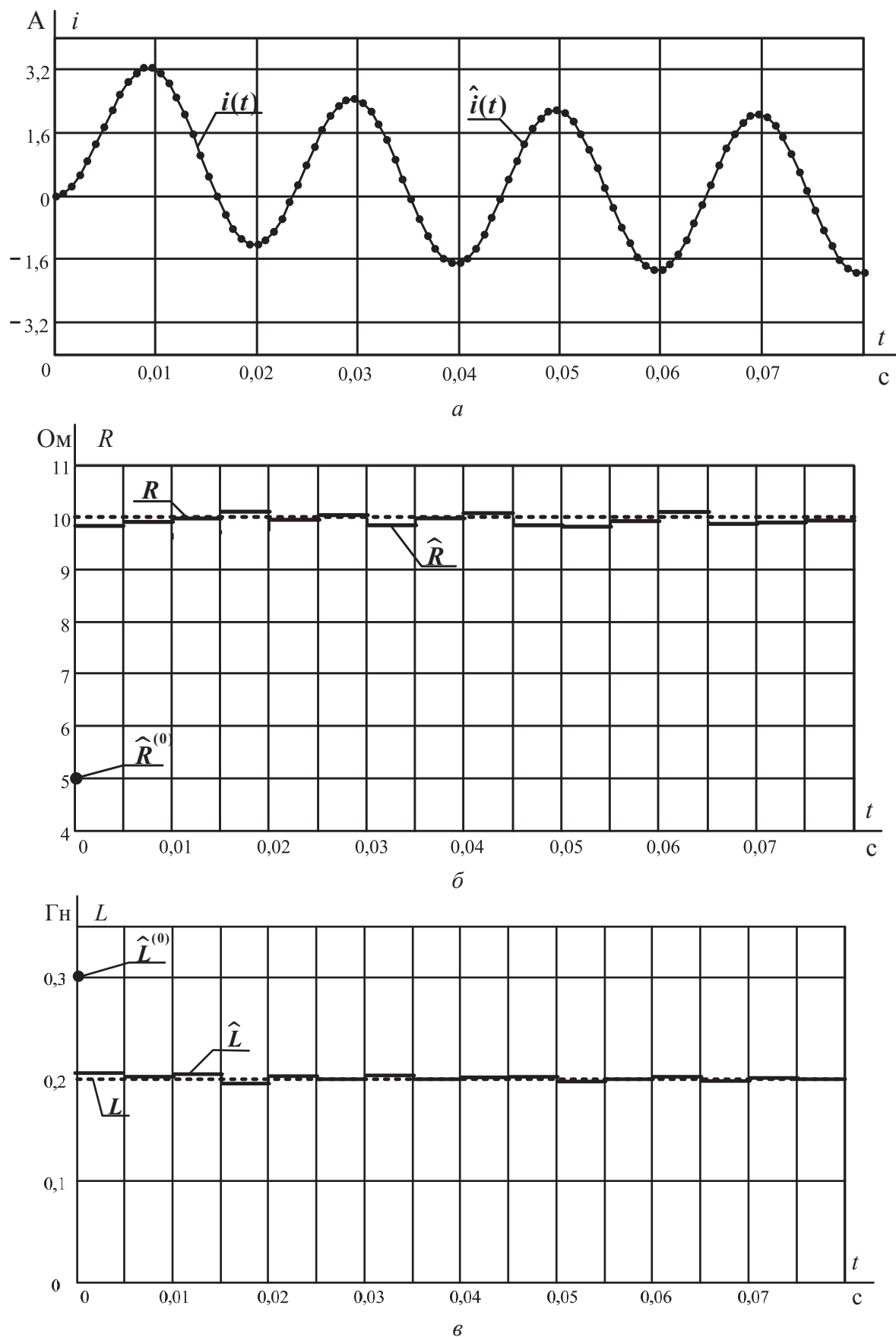


Рис. 2. Результаты работы алгоритма настройки параметров RL-цепи: а) выходные величины; б) параметр R; в) параметр L

$$J = \int_0^t [y(t) - \hat{y}(t)]^2 dt \text{ или } J = \sum_i (y(t_i) - \hat{y}(t_i))^2.$$

Настройку модели осуществляем как движение по гиперповерхности $J=J(\hat{\beta})$ в пространстве параметров модели $\hat{\beta}=(\hat{\beta}_1, \hat{\beta}_2, \dots, \hat{\beta}_n)$ и проводим поисковым методом оптимизации – методом покоординатного спуска. Траектория движения в каждой точке ортогональна по линиям уровня $J(\hat{\beta})=\text{const}$. Метод, использующий соотношение [5], основан на итерационной процедуре приближения вектора параметров модели для обеспечения минимизации функционала J :

$$\hat{\beta}^{(k+1)} = \hat{\beta}^{(k)} + g^{(k)} \cdot S^{(k)},$$

где $k = 0, 1, 2, \dots$ – номер итерации; вектор направления спуска $S^{(k)}$ – это единичный вектор, совпадающий с каким-либо координатным направлением (например, если направлен по параметру $\hat{\beta}_1$, то $S^{(k)}=(1, 0, 0, \dots)$, если по $\hat{\beta}_2$, то $S^{(k)}=(0, 1, 0, \dots)$ и т. д.); величину $g^{(k)}$ выбираем таким образом, чтобы величина функционала в выбранном направлении не переставала убывать [5].

Траекторию движения к минимуму функционала проводим в виде спуска по каждому параметру вектора $\hat{\beta}$. Задаем начальные значения параметров модели $\hat{\beta}^{(k)}$. Осуществляем спуск по первому параметру, фиксируя значения других, и решаем задачу минимизации функционала для этого параметра [5, 6]:

$$J(\hat{\beta}_1^{(k+1)}, \hat{\beta}_2^{(k)}, \dots, \hat{\beta}_n^{(k)}) = \min_{\hat{\beta}_1} J(\hat{\beta}_1^{(0)}, \hat{\beta}_2^{(k)}, \dots, \hat{\beta}_n^{(k)}).$$

Осуществляем спуск по второму параметру, фиксируя значения других, и решаем задачу минимизации функционала для этого параметра:

$$J(\hat{\beta}_1^{(k+1)}, \hat{\beta}_2^{(k+1)}, \dots, \hat{\beta}_n^{(k)}) = \\ = \min_{\hat{\beta}_2} J(\hat{\beta}_1^{(k+1)}, \hat{\beta}_2^{(k+1)}, \dots, \hat{\beta}_n^{(k)}).$$

Аналогично осуществляем спуск по остальным параметрам.

В результате этого процесса имеем последовательность векторов параметров

$$(\hat{\beta}_1^{(k+1)}, \hat{\beta}_2^{(k)}, \dots, \hat{\beta}_n^{(k)}), (\hat{\beta}_1^{(k+1)}, \hat{\beta}_2^{(k+1)}, \dots, \hat{\beta}_n^{(k)}), \dots, \\ \dots, (\hat{\beta}_1^{(k+1)}, \hat{\beta}_2^{(k+1)}, \dots, \hat{\beta}_n^{(k+1)}),$$

в которых значения функционала составляют монотонную убывающую последовательность

$$J(\hat{\beta}_1^{(k+1)}, \hat{\beta}_2^{(k)}, \dots, \hat{\beta}_n^{(k)}) \geq J(\hat{\beta}_1^{(k+1)}, \hat{\beta}_2^{(k+1)}, \dots, \hat{\beta}_n^{(k)}) \geq \\ \geq \dots \geq J(\hat{\beta}_1^{(k+1)}, \hat{\beta}_2^{(k+1)}, \dots, \hat{\beta}_n^{(k+1)})$$

и очередное приближение вектора параметров модели $\hat{\beta}^{(k+1)}$ к точке минимума функционала. Условием выбора вектора параметров служит неравенство:

$$|J(\hat{\beta}_1^{(k+1)}, \hat{\beta}_2^{(k+1)}, \dots, \hat{\beta}_n^{(k+1)}) - J(\hat{\beta}_1^{(k)}, \hat{\beta}_2^{(k)}, \dots, \hat{\beta}_n^{(k)})| < \varepsilon.$$

Итерационный процесс сходится, если функционал J является гладкой функцией и начальное приближение вектора параметров модели выбрано так, чтобы выполнялось неравенство [5]:

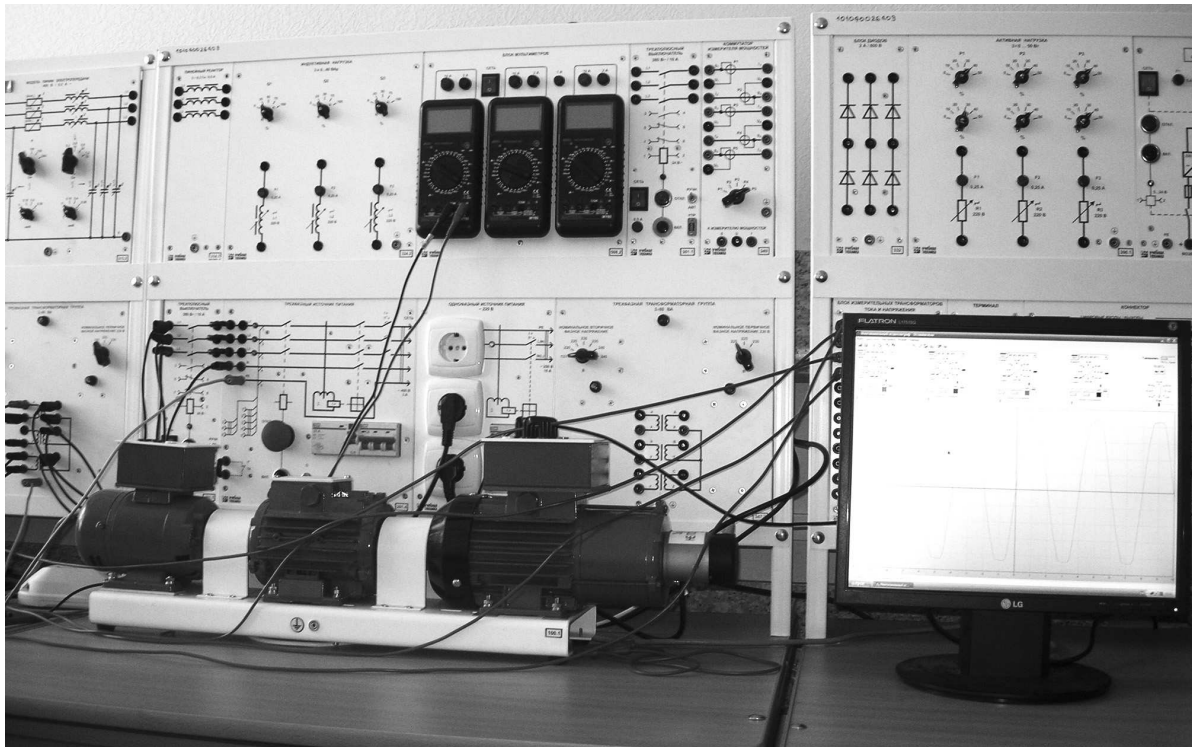


Рис. 3. Лабораторная установка

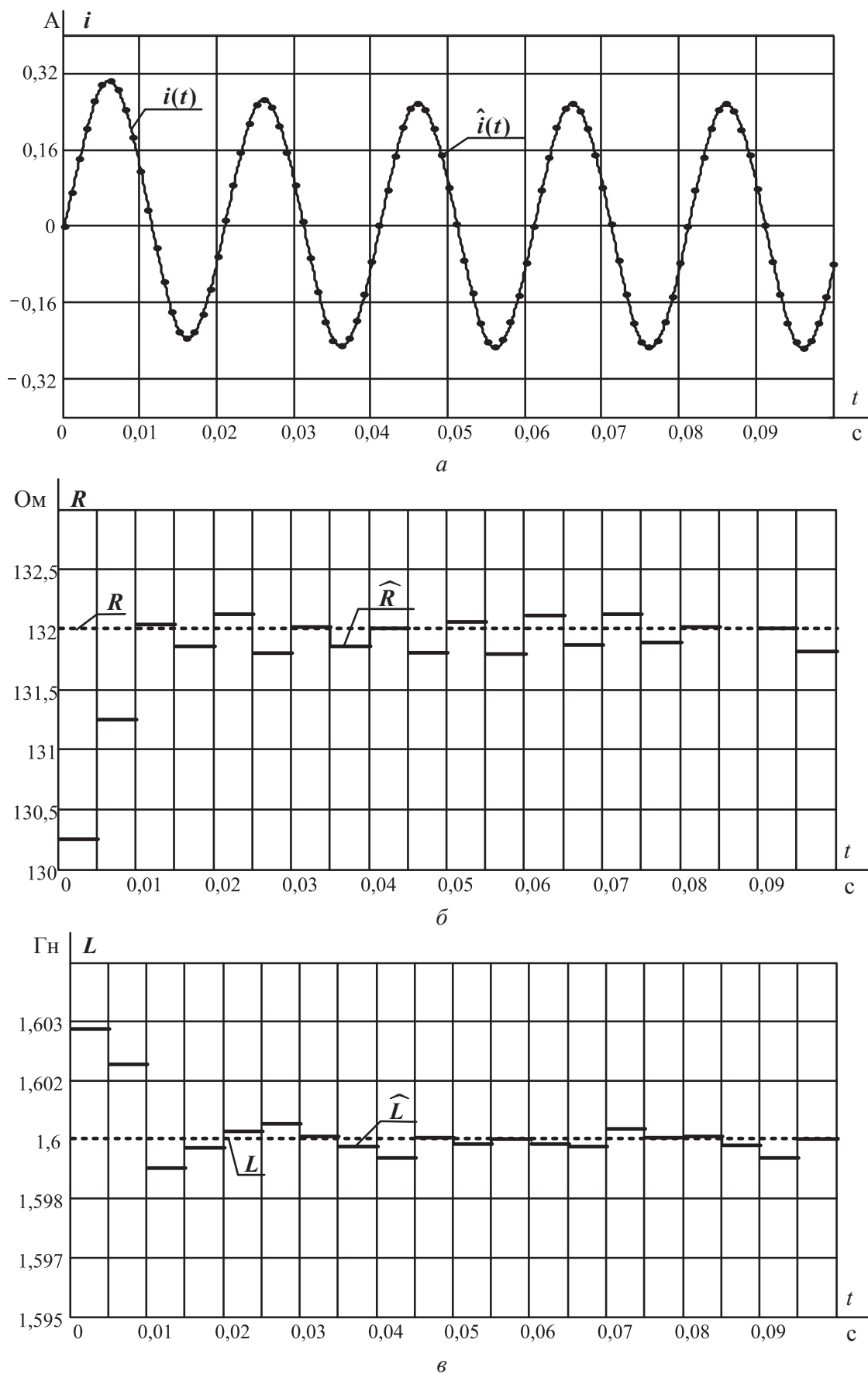


Рис. 4. Исследование RL-цепи лабораторной установки: а) выходные величины; б) параметр R ; в) параметр L

$$J(\hat{\beta}^{(k)}) \leq J(\hat{\beta}^{(0)}).$$

Достоинством метода является его простота, невысокие требования к памяти и сходимость с любыми начальными приближениями при гладких минимизируемых функциях. Этот метод применяется в тех случаях, когда вычисление производных функций требует большого объема работы. Основной недостаток – медленная сходимость [6].

Апробация алгоритма

Проверка работы алгоритма настройки параметров модели RL -цепи электромеханической системы производилась на примере последовательного соединения резистора и катушки индуктивности. На вход объекта подавали синусоидальное напряжение $u(t)$, на выходе снимали ток $i(t)$.

Модель объекта – дифференциальное уравнение первого порядка, которое составлено по второму закону Кирхгофа и описывает протекающие процессы [9]:

$$\frac{di(t)}{dt} = \frac{1}{L} \cdot u(t) - \frac{R}{L} \cdot i(t). \quad (1)$$

Значениями вектора параметров модели $\hat{\beta}$ являются величины резистора R и индуктивности L . Размерности всех величин в единицах системы Си.

Для определения выходной величины модели – тока $i(t)$, было решено дифференциальное уравнение (1) методом Рунге–Кутты четвертого порядка, основанным на разложении искомого решения в ряд Тейлора, учитывающего члены, содержащие степени шага h до четвертой степени включительно. Погрешность данного алгоритма пропорциональна h^4 . Естественно, уменьшение шага приводит к увеличению точности. Однако с ростом числа шагов погрешность может увеличиваться за счет погрешности округления [9].

Для исследования работы предложенного алгоритма имитировали работу RL -цепи с помощью математической программы MathCad для 10 различных параметров модели цепи $\beta=(R; L)$ и вектора начальных значений $\hat{\beta}^{(0)}=(\hat{R}^{(0)}, \hat{L}^{(0)})$. На рис. 2 представлены результаты исследования для $\beta=(10; 0,2)$, $\hat{\beta}^{(0)}=(5; 0,3)$ и с шагом синхронизации начальных условий выходной величины, согласно рекомендациям [7, 8] $\Delta T=0,005$ с.

Средние значения вектора параметров модели составили $\hat{\beta}=(10,00042; 0,20001)$ и совпали со значениями вектора параметров цепи. Величина функционала при средних значениях параметров модели составила $J=0,0000195$.

С помощью компьютеризированной лабораторной установки (рис. 3), предназначенной для исследования динамических режимов электрических цепей с реактивными элементами и электрических двигателей, расположенной в лаборатории Энергетического института ТПУ, провели серию экспериментов.

На рис. 4 представлены результаты настройки параметров RL -цепи, собранной на лабораторной

установке. Вектор параметров цепи $\beta=(132; 1,6)$, вектор параметров начальных значений модели $\hat{\beta}^{(0)}=(13,2; 0,16)$, шаг синхронизации начальных условий выходной величины $\Delta T=0,005$ с.

Средние значения вектора параметров модели $\hat{\beta}=(132,01424; 1,60002)$. Величина невязки выходных сигналов при средних значениях параметров модели и объекта составила $J=0,00021$.

На рис. 5 представлены результаты исследования алгоритма настройки параметров RL -цепи при различных начальных значениях вектора параметров модели.

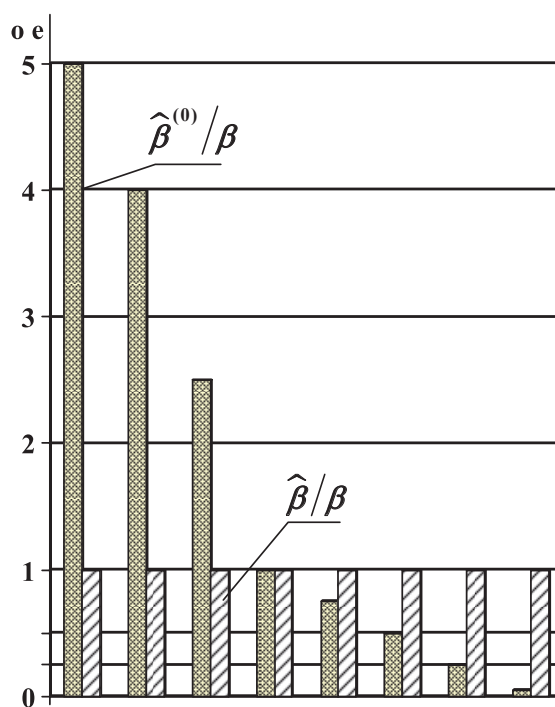


Рис. 5. Отношение вектора параметров модели и объекта

Анализ результатов работы алгоритма

Экспериментальная проверка (15 опытов) работы алгоритма позволила получить:

- средние параметры модели RL -цепи с невязкой выходных сигналов на уровне менее 1 %;
- на отдельных участках синхронизации найденные величины не отклоняются от истинных значений более чем на 5 %;
- синхронизация начальных условий выходных величин позволила получить средние параметры модели, которые не отклоняются от истинных значений более чем на 2 %;
- как показано на рис. 5, работа алгоритма не зависит от выбора начальных значений вектора параметров модели.

Выводы

1. Предложен и апробирован на лабораторной установке алгоритм настройки параметров модели RL -цепи электромеханической системы,

- который позволил получить оценки параметров объекта с невязкой выходных сигналов на уровне менее 1 %.
- Доказано, что работа предложенного алгоритма не зависит от выбора вектора начальных параметров модели. Это позволяет использовать его для идентификации RL -цепей с неизвестными параметрами.
 - Синхронизация начальных условий выходных величин позволила получить средние параметры модели, которые не отклоняются от истинных значений более чем на 2 %, следовательно, предложенный алгоритм может быть использован для параметрической идентификации RL -цепей в системах управления и функциональной диагностики электромеханического оборудования.

СПИСОК ЛИТЕРАТУРЫ

- Luenberger D.G. Introduction to dynamic systems. – N.Y: Wiley, 1979. – 446 p.
- Власов К.П. Теория автоматического управления. – Харьков: Изд-во «Гуманитарный центр», 2007. – 526 с.
- Деруссо П., Рой Р., Клоуз Ч. Пространство состояний в теории управления. – М.: Наука, 1970. – 136 с.
- Дилигенская А.С. Идентификация объектов управления. – Самара: Самар. гос. Техн. ун-т, 2009. – 136 с.
- Черноруцкий И.Г. Методы оптимизации и принятия решений. – СПб.: Лань, 2001. – 384 с.
- Методы оптимизации в примерах и задачах / под ред. А.В. Пантелеева, Т.А. Летова. – М.: Высш. шк., 2005. – 544 с.
- Glazyrin A.S., Bolovin E.V. Time delay adjustment for the method of parameter identification of dynamic object // Aktualne problemy nowczesnych nauk–2012: Materiały VIII Międzynarodowej naukowo-praktycznej konferencji. – Przemysl: Nauka i studia, 2012. – Т. 45. – С. 79–81.
- Боловин Е.В., Глазырин А.С. Способы повышения обусловленности матриц при решении систем разностных уравнений в задачах идентификации параметров динамических объектов // Известия Томского политехнического университета. – 2013. – Т. 322. – № 2. – С. 51–55.
- Зевеке Г.В., Ионкин П.А. Основы теории цепей. – М.: Энергоатомиздат, 1989. – 528 с.

Поступила 24.12.2012 г.

УДК 621.391

МОДИФИЦИРОВАННЫЕ РАСПРЕДЕЛЕНИЯ ДЖОНСОНА И ИХ ПРИМЕНЕНИЕ ДЛЯ АППРОКСИМАЦИИ ЗАКОНОВ РАСПРЕДЕЛЕНИЯ ЭКСПЕРИМЕНТАЛЬНЫХ ДАННЫХ

И.Г. Карпов, Ю.Т. Зырянов, А.Н. Грибков

Тамбовский государственный технический университет
E-mail: gribkovalexey@yandex.ru

Предложены модифицированные распределения Джонсона для аппроксимации законов распределения экспериментальных данных, принимающих только положительные значения. Разработана методика оценки параметров модифицированных распределений Джонсона по экспериментальным данным.

Ключевые слова:

Модифицированные распределения Джонсона, аппроксимация законов распределения, плотность распределения вероятностей.

Key words:

Johnson's modified distributions, approximation of distribution laws, density of probabilities distribution.

Как известно, форму большинства непрерывных плотностей распределения вероятностей (ПРВ) можно достаточно подробно описать, используя четыре первых момента. Во многих случаях если провести аппроксимацию результатов измерений распределением, имеющим те же четыре момента, что и гистограмма, построенная по экспериментальным данным, то погрешность аппроксимации будет сравнительно небольшой. В настоящее время для аппроксимации законов распределения экспериментальных данных, принимающих как положительные, так и отрицательные значения, часто применяются распределения Джонсона и Пирсона [1–4]. Основным достоин-

ством распределений Джонсона по сравнению с другими ПРВ является то, что на их основе можно получать многомерные распределения [5, 6].

Распределения Н. Джонсона состоят из трех семейств распределений, получаемых путем различных нелинейных преобразований гауссовской нормированной плотности распределения вероятностей. При этом Джонсон использовал три типа функций $h(y, \mu, \lambda)$ [2–4]:

$$h_1(y; \mu, \lambda) = \ln[(y - \mu) / \lambda], \quad y \geq \mu, \quad (1)$$

$$h_2(y; \mu, \lambda) = \ln[(y - \mu)(\lambda + \mu - y)], \quad \mu \leq y \leq \mu + \lambda, \quad (2)$$

$$h_3(y; \mu, \lambda) = \text{Arsh}[(y - \mu) / \lambda], \quad -\infty < y < \infty. \quad (3)$$