

## АДАПТИВНОЕ УПРАВЛЕНИЕ ДВИГАТЕЛЕМ ПОСТОЯННОГО ТОКА

© 2016 М.В. Бураков, В.Ф. Шишлаков

Государственный университет аэрокосмического приборостроения, г. Санкт-Петербург

Статья поступила в редакцию 21.10.2016

В статье рассматривается модификация адаптивной системы с эталонной моделью (АСЭМ) для управления угловой скоростью двигателя постоянного тока. Как известно, АСЭМ при большом значении коэффициента скорости адаптации позволяет быстро уменьшить ошибку. Однако при этом возникают высокочастотные колебания, которые могут привести к неустойчивости. Предлагаемая модификация АСЭМ заключается в использовании переменного коэффициента скорости адаптации, настраиваемого с помощью нейросетевой подсистемы. Нейронная сеть представляет собой четырехканальную структуру с нелинейными активационными функциями каждого канала, форма которых настраивается с помощью генетической оптимизации. Влияние изменений момента нагрузки двигателя компенсируется изменением коэффициента адаптации. Результаты вычислительных экспериментов в MatLab Simulink, приведенные в статье, что предлагаемый подход к разработке АСЭМ позволяет значительно улучшить качество переходных процессов по сравнению с традиционной схемой.

### ВВЕДЕНИЕ

Двигатели постоянного тока (ДПТ) имеют самое широкое распространение в промышленности. В ряде случаев их эффективное использование связано с устранением неопределенности о параметрах или внешних возмущениях, т. е. решением задачи адаптации.

В настоящее время известно большое количество методов решения задачи адаптивного управления двигателем постоянного тока, в том числе - частотные, геометрические, шунтирования, а также методы, основанные на использовании функций Ляпунова, итеративных процедур синтеза и т. д. [1]. В этом обширном арсенале заметное место занимают адаптивные системы с эталонной моделью (АСЭМ), которые относятся к классу систем прямого адаптивного управления [2]. Как правило, эталонная модель имеет простую структуру, это может быть, например, передаточная функция невысокого порядка. Механизм настройки параметров регулятора стремится минимизировать ошибку между выходом замкнутой системы  $y(t)$  и выходом модели  $y_m(t)$ :

$$e(t) = y(t) - y_m(t) \rightarrow 0.$$

Рассмотрим простой алгоритм адаптации, использующий так называемое правило MIT (от *Massachusetts Institute of Technology*) [2, 3].

Определим целевую функцию, подлежащую минимизации, в виде:

$$J(\theta) = \frac{1}{2} e^2(\theta),$$

где  $q$  – настраиваемые параметры. Таким образом, целевая функция всегда положительна, и уменьшение  $J(q)$  означает уменьшение  $e$ .

Правило MIT предполагает изменение параметров  $q$  в направлении антиградиента целевой функции:

$$\frac{d\theta}{dt} = -k \frac{\partial J}{\partial \theta} = -\gamma \left( e \frac{\partial e}{\partial \theta} \right),$$

коэффициент  $\gamma$  определяет длину шага в процессе минимизации.

Выбор константы  $\gamma$  имеет большое значение для качества адаптации. Исследованию вопроса о рациональном выборе посвящен ряд публикаций [4 – 7].

В работе [4] исследуется влияние коэффициента адаптации  $\gamma$  на параметры переходного процесса в системе второго порядка, экспериментально обосновывается выбор значения  $\gamma$ , при котором минимизируется перерегулирование и время переходного процесса. В [5] подобное исследование выполнено для системы адаптивного управления двигателем постоянного тока. Настраиваемыми параметрами являются коэффициенты линейного ПИД-регулятора. Приведенные данные свидетельствуют о неоднозначном влиянии  $\gamma$  на качество переходного процесса – сокращение времени нарастания связано с ростом перерегулирования. В работе [6] выполнен поиск оптимального значения коэффициента  $\gamma$  при адаптивном управлении химическим реактором. В [7] рассмотрена задача использования АСЭМ при переменной инерции ротора ДПТ.

Бураков Михаил Владимирович, кандидат технических наук, доцент кафедры управления в технических системах. E-mail: bmv@sknt.ru

Шишлаков Владислав Федорович, доктор технических наук, заведующий кафедрой управления в технических системах. E-mail: svf@yandex.ru

В работе [8] предложен линейный закон изменения коэффициента скорости адаптации, который вводится на основании функции Ляпунова, что гарантирует устойчивость переходного процесса. Рассмотренный пример адаптивной системы управления печатающим устройством показал значительное улучшение качества работы системы.

В работе [9] рассматривается система адаптивного управления ДПТ, который описывается как аperiодическое звено 1-го порядка. Нелинейный коэффициент адаптации формируется с помощью таблицы нечетких правил типа Такаги – Сугено [10], посылками которых являются момент нагрузки и его производная, а заключением – коэффициент  $\gamma$ . Всего используется 25 правил, настраиваемых методом проб и ошибок.

В данной работе рассматривается решение задачи управления коэффициентом скорости адаптации в схеме АСЭМ на базе генетически настраиваемой искусственной нейронной сети. Такая схема позволяет оптимизировать нелинейный закон изменения коэффициента  $\gamma$  и повысить качество работы адаптивной системы.

### СТРУКТУРА АДАПТИВНОЙ СИСТЕМЫ

Рассмотрим применение модификации АСЭМ в задаче управления ДПТ. Математическая модель двигателя

Уравнения состояния ДПТ имеют вид:

$$\begin{bmatrix} \dot{i}(t) \\ \dot{\omega}(t) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} -\frac{R}{L} & -\frac{k}{L} \\ \frac{k}{J} & -\frac{b}{J} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} i(t) \\ \omega(t) \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} \frac{1}{L} & 0 \\ 0 & -\frac{1}{J} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} U(t) \\ M_H(t) \end{bmatrix}, \quad (1)$$

где  $R$  и  $L$  – сопротивление и индуктивность якорной цепи,  $k$  – константа электродвижущей силы,

$J$  – момент инерции ротора,  $b$  – коэффициент вязкого трения,  $U$  – напряжение якоря,  $i$  – ток якорной цепи,  $M_H$  – момент нагрузки,  $\omega$  – угловая скорость вращения.

Рассмотрим задачу стабилизации скорости вращения вала двигателя при заранее неизвестных изменениях момента нагрузки. Из уравнения (1) можно получить описание наблюдателя нагрузки:

$$\dot{\hat{M}}_H(t) = k\omega(t) - b\omega(t) - J\dot{\omega}(t), \quad (2)$$

где  $\hat{M}_H$  – оценка нагрузки на валу двигателя.

Выберем закон управления в виде

$$u(t) = \theta_1 g(t) - \theta_2 y(t).$$

Для объекта управления 2-го порядка закон адаптации имеет вид [1]:

$$\begin{cases} \frac{d\theta_1}{dt} = -\gamma \frac{\partial e}{\partial \theta_1} e = -\gamma \left( \frac{a_{1m}s + a_{0m}}{s^2 + a_{1m}s + a_{0m}} g(s) \right) e, \\ \frac{d\theta_2}{dt} = \gamma \frac{\partial e}{\partial \theta_2} e = \gamma \left( \frac{a_{1m}s + a_{0m}}{s^2 + a_{1m}s + a_{0m}} y(s) \right) e. \end{cases} \quad (3)$$

где  $\theta_1$  и  $\theta_2$  – настраиваемые параметры,  $a_{1m}$  и  $a_{0m}$  – параметры модели,  $g(t)$  – входной сигнал,  $\gamma$  – коэффициент скорости адаптации.

Предлагаемая модификация АСЭМ заключается в использовании переменного значения коэффициента скорости адаптации  $\gamma(t)$ , для выработки которого применяется обучаемая искусственная нейронная сеть (ИНС).

Структура системы управления представлена на рис. 1 (где  $g(t)$  – заданное значение скорости вращения).

Наблюдатель нагрузки реализует формулу (2), а блок адаптации построен в соответствии с (3). Блок ИНС построен на базе нейронной сети прямого распространения.

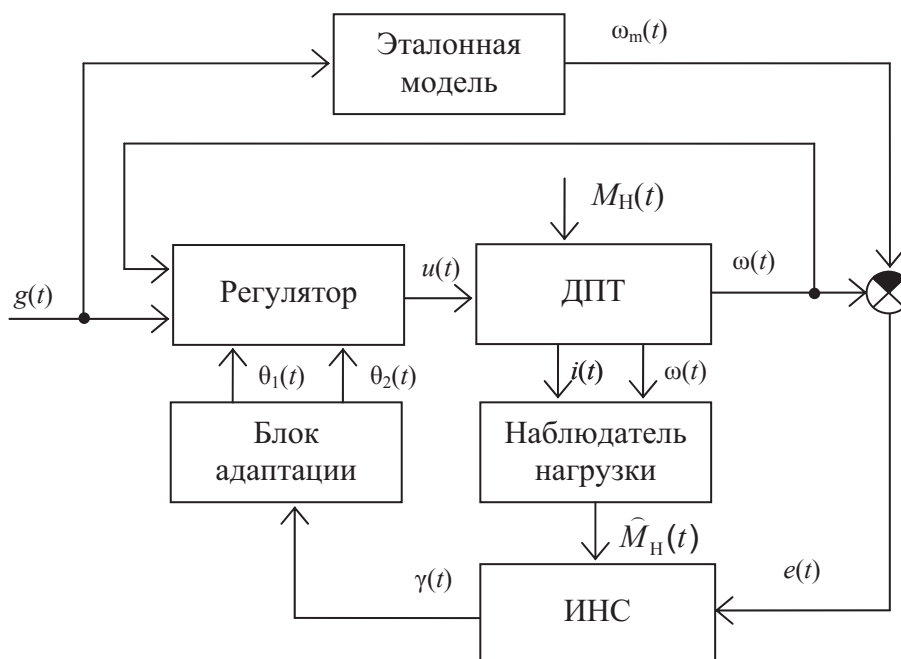


Рис. 1. Структура модифицированной АСЭМ

### НЕЙРОННАЯ СЕТЬ ДЛЯ УПРАВЛЕНИЯ СКОРОСТЬЮ АДАПТАЦИИ

Задача управления скоростью адаптации имеет много общего с задачей разработки нейросупервизора для ПИД-регулятора [11], а именно – скорость адаптации должна зависеть от текущей ошибки и ее динамики, описываемой значениями интеграла и производной или их дискретными аналогами.

Структура ИНС была выбрана в соответствии с подходом, изложенным в [12, 13], предполагающим реализацию нейро-ПИД регулятора как трехканальной структуры с нелинейной активационной функцией и линейным весовым коэффициентом каждого канала. Специфика поставленной задачи требует также использования четвертого канала для подачи на вход ИНС значения оценки момента нагрузки.

На рис. 2 представлена структура ИНС при замене интеграла и производной их дискретными аналогами.

Матрица весов  $V$  здесь полагается заданной исходя из способа аппроксимации интеграла и производной ошибки [3, 4]:

$$V = \begin{bmatrix} 1 & 1 & 1 & 0 \\ 0 & -1 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}$$

При описании активационных функций были сделаны следующие допущения:

Область определения и область значений активационной функции:  $[-1, 1]$ .

Активационная функция нечетно-симметрична относительно начала координат.

Активационная функция допускает кусочно-линейное представление.

Нечетно-симметричная активационная функция занимает на плоскости 1 и 3 квадранты. Будем считать, что область определения функции разбита на равные отрезки  $\Delta$ , тогда задача оптимизации заключается в выборе коэффициента усиления  $k_i = \Delta y_i / \Delta$  для каждого отрезка. Пример разбиения базовой шкалы на четыре участка показан на рис. 3.

Существует большое количество алгоритмов оптимизации, большинство из них непрерывности и дифференцируемости целевой функции

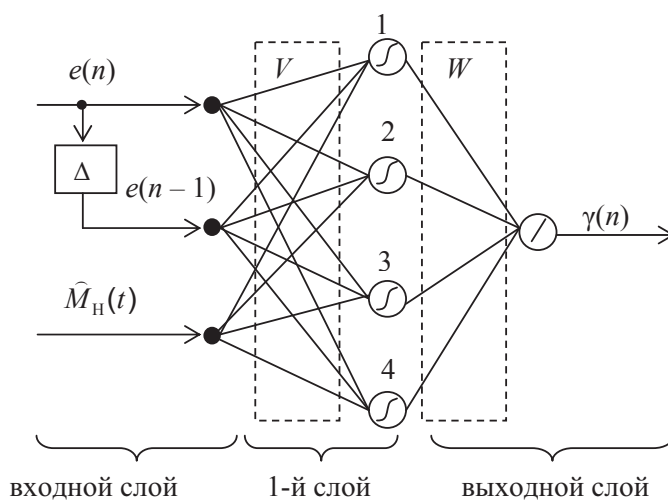


Рис. 2. Структура ИНС

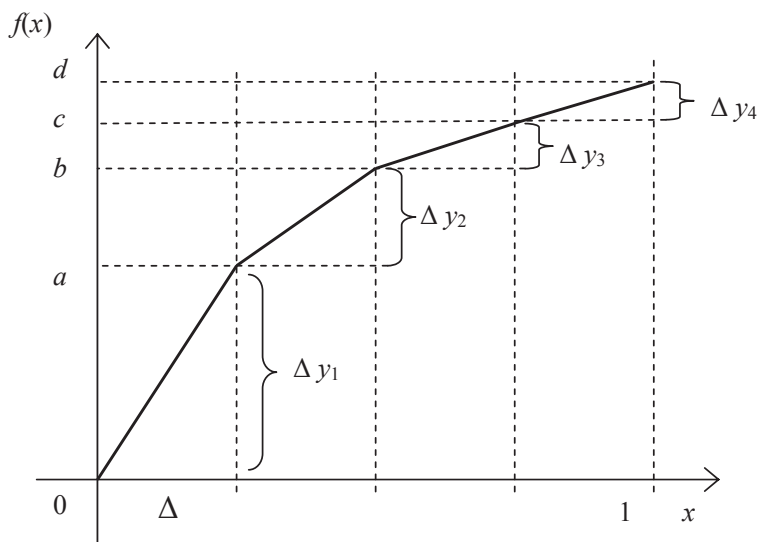


Рис. 3. Кусочно-линейное представление активационной функции

[14]. В рассматриваемой проблеме многоэкстремальный характер целевой функции требует использования алгоритмов глобальной оптимизации, таких как генетический алгоритм (ГА).

Вопросы применения ГА для синтеза регуляторов рассмотрены в [15 - 16]. Параметры регулятора кодируются хромосомой фиксированной длины, подсистема моделирования связывает с каждой хромосомой оценку пригодности (*fitness function*). Набор хромосом образует популяцию, которая эволюционирует под воздействием операторов копирования, скрещивания и мутации.

При рассмотренном выше разбиении базовой шкалы каждая активационная функция имеет 4 параметра:  $P = \{a_1, b_1, c_1, d_1\}$ , так что, в совокупности с весовыми коэффициентами каналов, образуется хромосома из 20 генов, каждый из которых является действительным числом (рис. 4).

Минимизируемая целевая функция может быть выбрана в виде:

$$F(P) = \sum_{i=1}^N |y_i^* - y_i|, \quad (4)$$

где  $y$  и  $y^*$  – реальное и желаемое значение выхода объекта,  $i$  – момент времени.

### ПРИМЕР МОДЕЛИРОВАНИЯ

Рассматривалась задача управления угловой скоростью ДПТ со следующими параметрами:  $R = 8,91$  Ом;  $L = 4.5$  мГ;  $J = 0,0000293$  кг м<sup>2</sup>;  $k = 0,103$  Н м/А;  $b = 0,000011$  кг м<sup>2</sup>/с.

$a_1$	$b_1$	$c_1$	$d_1$	$a_2$	$b_2$	$c_2$	$d_2$	...	$a_4$	$b_4$	$c_4$	$d_4$	$w_1$	...	$w_4$
-------	-------	-------	-------	-------	-------	-------	-------	-----	-------	-------	-------	-------	-------	-----	-------

Рис. 4. Кодирование параметров ИНС

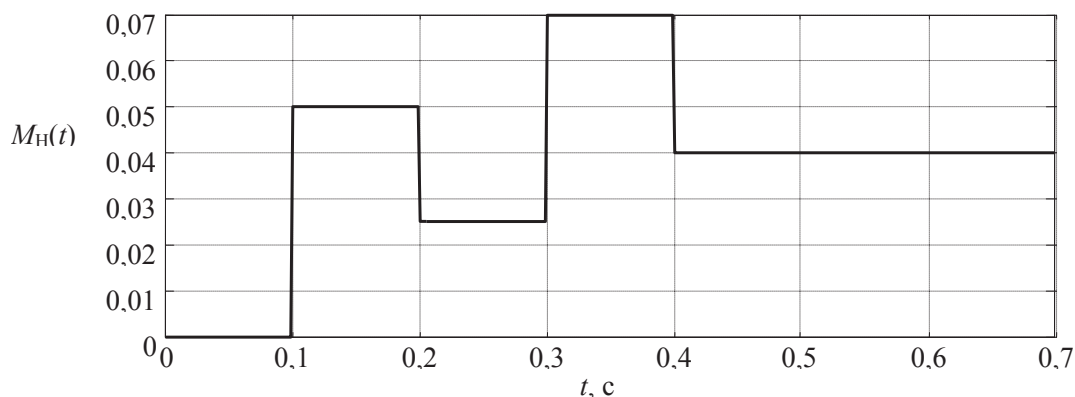


Рис. 5. Изменение нагрузки на валу двигателя

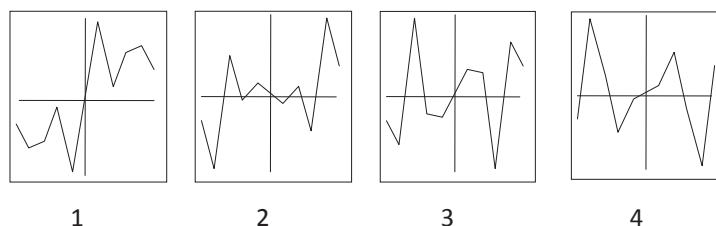


Рис. 6. Активационные функции нейронов скрытого слоя

В качестве эталонной модели АСЭМ использовала передаточную функцию

$$W(s) = \frac{1}{0.0001s^2 + 0.02s + 1}.$$

При вычислительном эксперименте в среде *Simulink MatLab* рассматривалось скачкообразное изменение нагрузки (рис. 5).

На рис. 6 показаны активационные функции ИНС (рис. 2) после генетической оптимизации.

Как показал эксперимент, наилучшим постоянным коэффициентом адаптации является  $\gamma = 0,5$ . На рис. 6 и 7 приведено сравнение работы АСЭМ с постоянным коэффициентом адаптации (пунктир) и АСЭМ с переменным  $\gamma$ , управляемым обученной ИНС.

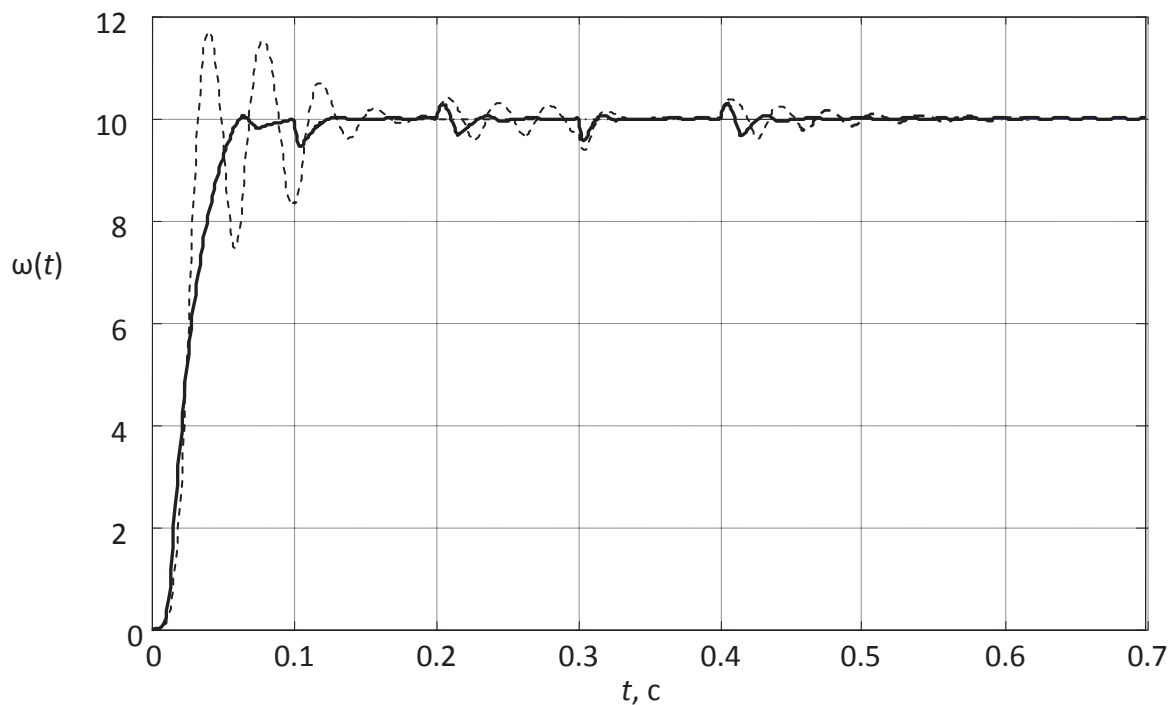
На рис. 8 приведен график изменения  $\gamma$  во время переходного процесса.

Полученный закон изменения коэффициента адаптации близок к релейному, что обеспечивает высокую скорость протекания переходных процессов.

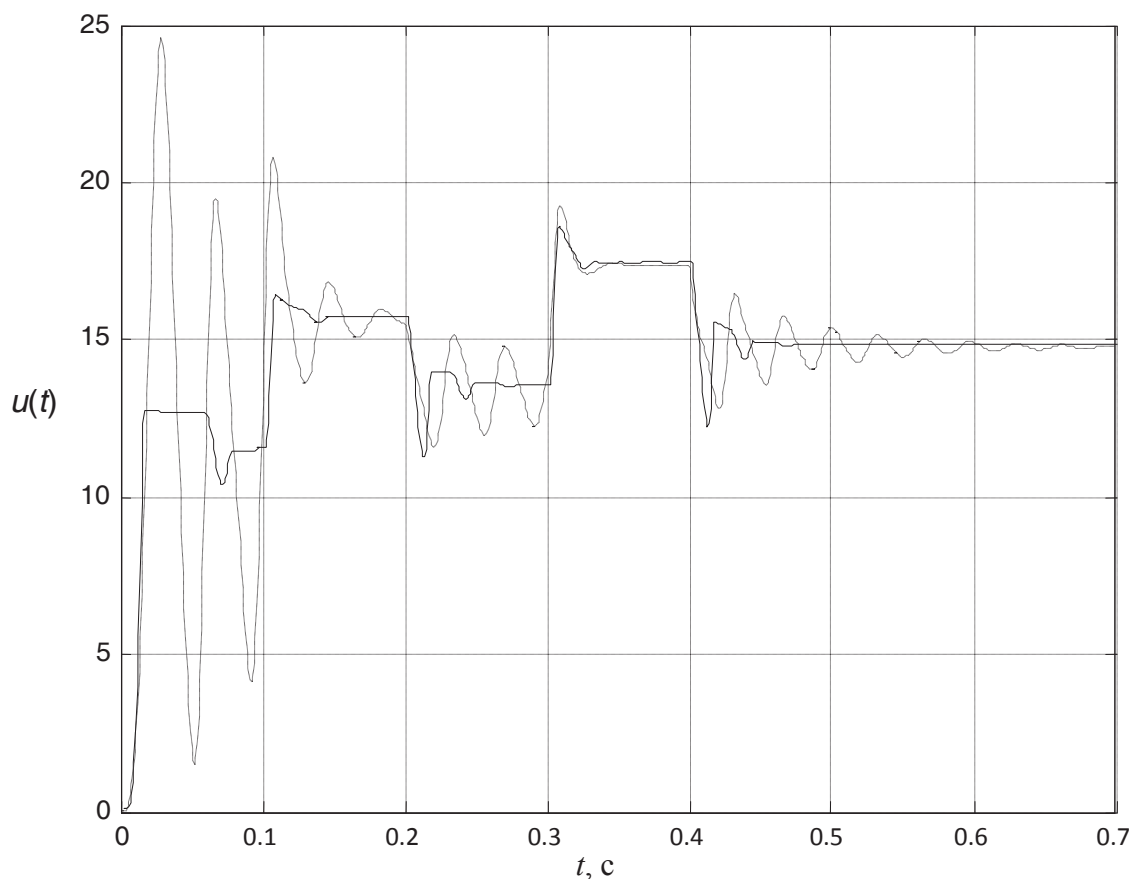
### ЗАКЛЮЧЕНИЕ

Адаптивные системы с эталонной моделью являются широко используемым инструментом для улучшения качества работы систем управления в условиях неопределенности

Рассмотренная в статье модификация АСЭМ основана на использовании нелинейного закона



**Рис. 7.** Сравнение работы вариантов АСЭМ (пунктир – постоянный коэффициент адаптации  $\gamma = 0,5$ ; сплошная – переменный коэффициент адаптации)



**Рис. 8.** Сигналы управления при постоянном и переменном коэффициенте адаптации

управления коэффициентом скорости адаптации  $\gamma$ , который реализуется с помощью двухслойной нейронной сети прямого распространения. Особенность реализации заключается в том,

что настраиваются параметры активационных функций скрытого слоя и веса выходного слоя. Инструментом глобальной оптимизации служит генетический алгоритм.

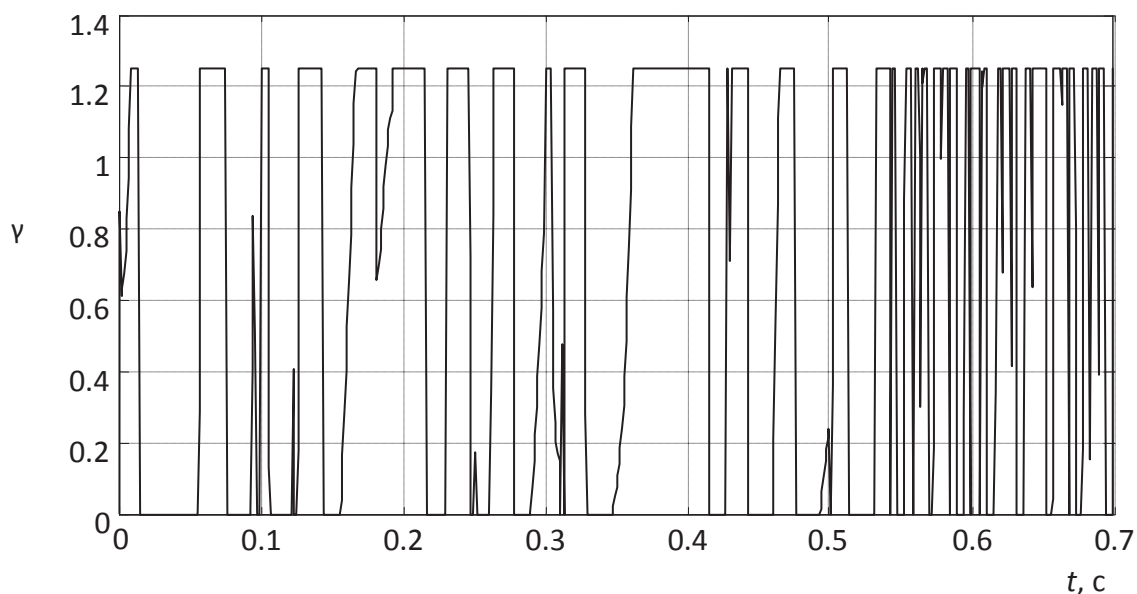


Рис. 9. Изменение коэффициента скорости адаптации

Приведенные в статье результаты экспериментов показывают, что нейросетевое управление коэффициентом скорости адаптации АСЭМ обеспечивает заметное

улучшение качества переходных процессов. Такая модификация АСЭМ может быть использована в системах электропривода и других приложениях.

#### ADAPTIVE CONTROL OF DIRECT CURRENT MOTORS

© 2016 M.V. Burakov, V.F. Shishlakov

State University of Aerospace Instrumentation (SUAI), Saint Petersburg

The improved design of model reference adaptive control (MRAC) to control of a DC motor speed is analyzed in this paper. It is well-known that standard MRAC exhibits high-gain control behaviors when a large adaptive gain is used to achieve fast adaptation in order to reduce tracking error rapidly. High gain control creates high-frequency oscillations that can lead to instability. The improved design of MRAC by introducing a nonlinear adaptation gain tuned by neural net subsystem are proposed. The structure of neural net as a four-channel system with nonlinear activation functions of each channel, the shape of which is adjusted in the process of genetic optimization. The influence of varying load disturbance is compensated by changing the adaptation gain parameter. The results of computational experiments in MATLAB-SIMULINK, given in the article, show that the proposed approach to design MRAC allows for a significant improvement of quality of transients when compared with conventional MRAC control scheme. *Keywords:* direct current motors, model reference adaptive control, neural net, genetic algorithm.