

В. М. Б у я н к и н

## **ПРИМЕНЕНИЕ ИСКУССТВЕННОЙ НЕЙРОННОЙ СЕТИ В РЕЖИМЕ ИДЕНТИФИКАЦИИ ДИНАМИЧЕСКИХ ПАРАМЕТРОВ ЭЛЕКТРОДВИГАТЕЛЯ**

*Исследован электропривод, состоящий из силового тиристорного преобразователя и электродвигателя постоянного тока, представленный дискретной импульсной нелинейной системой. Проведен теоретический анализ с идентификацией статических и динамических параметров электродвигателя с использованием классических методов решения дифференциальных уравнений.*

Искусственные нейронные сети строятся по принципам организации и функционирования их биологических аналогов. Они способны решать широкий круг задач распознавания образов, идентификации, прогнозирования, оптимизации управления сложными объектами. Дальнейшее повышение производительности компьютеров все в большей мере связывают с искусственными нейронными сетями, в частности нейрокомпьютерами [1].

В настоящее время все больше появляется интеллектуальных систем управления электродвигателями, в которых решаются задачи адаптации, самообучения, самонастройки [1]. Поэтому для таких систем управления ключевой задачей является идентификация параметров электродвигателей.

Для решения этой задачи была предпринята попытка использования искусственной нейронной сети, которая может решать задачи идентификации объектов, описываемые нелинейными дифференциальными уравнениями с импульсными элементами [2–5].

На рис. 1 приведена функциональная схема системы управления, состоящая из тиристорного преобразователя и электродвигателя постоянного тока, которая смоделирована в пакете Matlab-Simulink [6, 7].

Переходной процесс электропривода при ступенчатом входном воздействии и последующем ступенчатом набросе нагрузки представлен на рис. 2. Результаты моделирования, необходимые для дальнейшей обработки, сохраняются в рабочей области Matlab в виде массива данных частоты вращения электродвигателя во времени.

Для идентификации работы электропривода используется многослойная нейронная сеть NEWFF с прямой передачей сигнала и обратным распространением ошибки, которая представлена на рис. 3. Здесь элемент  $z$  осуществляет задержку сигнала на  $j$  шагов. На входы нейронной сети подается  $X(z)$  сигнал управления и  $n$  значений сигнала с выхода  $Y(z)$ . Величина  $n$  определяется порядком дифференциального уравнения, которое описывает работу электропривода.

При идентификации используется режим работы нейронной сети, реализующей отображение вход-выход.

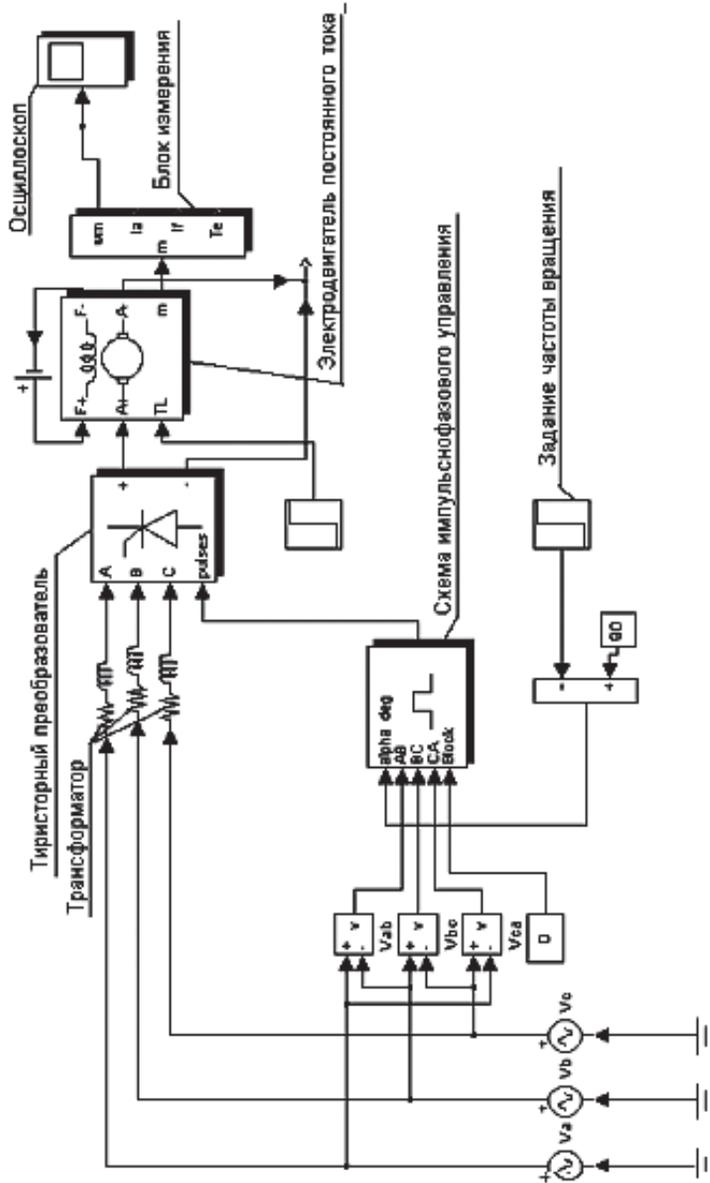


Рис. 1. Модель электропривода в пакете Matlab-Simulink

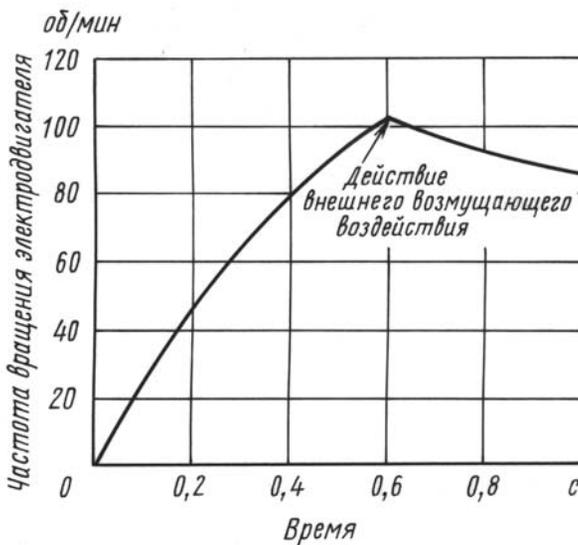


Рис. 2. Переходной процесс электропривода

Нейронная сеть содержит в первом входном слое 20 нейронов с функцией активации *tansig* (тангисальная, сигмоидальная) и 1 нейрон на выходе с функцией активации *pureline* (линейная).

На рис. 4 показана схема обучения нейронной сети, при которой минимизируется ошибка прогнозирования

$$E(t) = N(t) - Y(t), \quad (1)$$

где  $Y(t)$  и  $N(t)$  – выходные сигналы нейронной сети и электропривода.

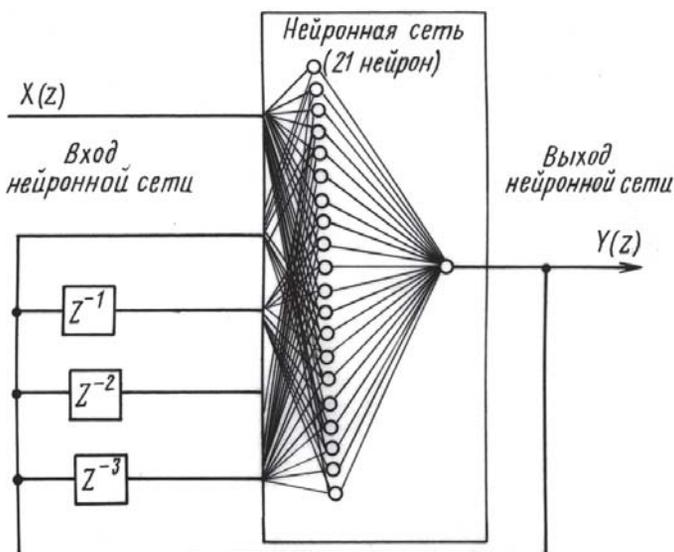


Рис. 3. Структура многослойной нейронной сети NEWFF

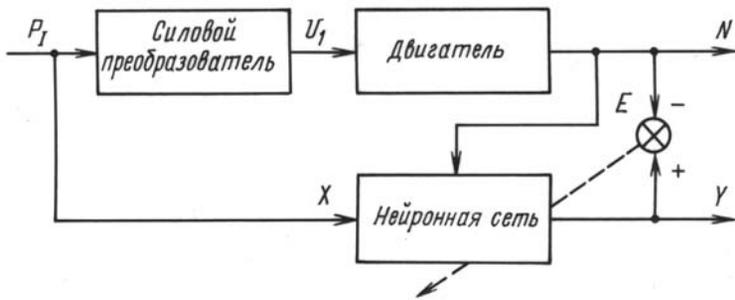


Рис. 4. Схема обучения нейронной сети

При этом используется два элемента входного вектора текущего  $Y(t)$  и задержанного выхода  $Y(t-1)$ . Процедура идентификации электропривода заключается в настройке весовых коэффициентов и параметров нейронов. Настройка производится на основе информации о сигнале  $E(t)$  ошибки между выходами электропривода и нейронной сети.

Для обобщенного автономного обучения нейронной сети сигналы обратного распространения между выходным и скрытым слоями выражаются в виде

$$R_k = U_k - Q_k, \quad (2)$$

где  $U_k$  — заданный (целевой) образец;  $Q_k$  — действительный выход нейронной сети;

$$R_i = f'(net) \sum_k R_k W_{ki}, \quad (3)$$

где  $f'(net) = 1/(1 + \exp(-net))$ ;  $W_{ki}$  — веса связей,  $R_k$  — выходы.

Веса связей между входным и скрытым слоями корректируются в соответствии с выражением

$$\Delta W_{ji}(t+1) = g_1 R_j Q_i + g_2 \Delta W_{ji}(t) + g_3 \Delta W_{ji}(t-1), \quad (4)$$

а между скрытым и выходным слоями — по формуле

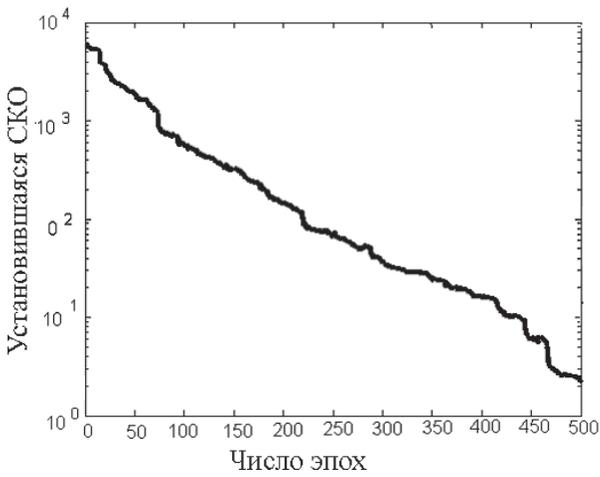
$$\Delta W_{kj}(t+1) = g_1 R_k Q_k + g_2 \Delta W_{kj}(t) + g_3 \Delta W_{kj}(t-1), \quad (5)$$

где  $g_1$  — скорость обучения,  $g_2$  и  $g_3$  — коэффициенты мгновенного значения и ускорения соответственно. Уравнения (4) и (5) представляют собой модифицированные формы обобщенного дельта-правила [1].

При оперативном обучении веса связей нейронной сети корректируются на основе ошибки, определяемой как

$$E_e = 0,5(P_I - N)^2, \quad (6)$$

где  $P_I$  и  $N$  — заданный и фактический выходы электропривода. Таким



**Рис. 5. Характеристика точности обучения**

образом, сигнал на выходе можно выразить следующим образом:

$$\delta_k^c = -\frac{\partial E^E}{\partial (net)_k^c} = -\frac{\partial E^E}{\partial Q_k^c} \frac{\partial Q_k^c}{\partial (net)_k^c}; \quad (7)$$

$$\delta_k^c = \sum_j \delta_j^E W_{ji}^E, \quad (8)$$

где  $Q_k^c$  и  $(net)_k^c$  — входной и выходной сигналы нейронов выходного слоя.

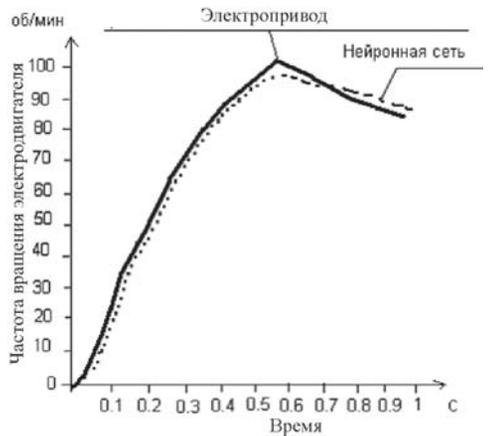
Сигнал ошибки между скрытым и входным слоями выражается следующей формулой:

$$\delta_j^c = \left[ \sum_k \delta_k^c W_{kj}^c \right] Q_j^c (1 - Q_j^c), \quad (9)$$

где  $Q_j^c$  — выходной сигнал нейронов скрытого слоя.

Нейронная сеть обучалась в течение 500 эпох, характеристика точности обучения показана на рис.5; установившаяся среднеквадратическая ошибка (СКО) составляет  $\sim 2,22875$ .

На рис.6 представлены переходные процессы реакции на ступенчатое входное



**Рис. 6. Переходные процессы реакции на ступенчатое входное воздействие электропривода и обученной нейронной сети**

воздействие электропривода и обученной нейронной сети, из которых видно, что переходной процесс нейронной сети довольно хорошо совпадает с переходным процессом электропривода.

Таким образом, применение нейронной сети для идентификации электропривода позволяет получить его адекватную модель, которая может быть использована для решения задач настройки нейрорегуляторов, для разработки самообучающейся системы управления электроприводами по нейросетевой технологии.

## СПИСОК ЛИТЕРАТУРЫ

1. Г а л у ш к и н А. И. Теория нейронных сетей. Т. 1. Серии “Нейрокомпьютеры и их применения”. – М.: ИПРЖР, 2002.
2. И н т е л л е к т у а л ь н ы е системы автоматического управления / Под редакцией И.М. Макарова, В.М. Лохина. – М.: Физматлит, 2001.
3. Б у я н к и н В. М. Р у с а к о в В. М. Исследование статической и динамической точности микропроцессорного электропривода // Вестник МГТУ им. Н.Э. Баумана. Сер. “Приборостроение”. – 2002. – № 4. – С. 109–120.
4. Б у я н к и н В. М. Р у с а к о в В. М. Влияние внешних возмущающих воздействий на точность микропроцессорного электропривода // Вестник МГТУ им. Н.Э. Баумана. Сер. “Приборостроение”. – 2004. – № 1. – С. 73–80.
5. Б у я н к и н В. М. Р у с а к о в В. М. Анализ влияния дискретности по времени на устойчивость работы микропроцессорного электропривода. Современные естественно-научные и гуманитарные проблемы: Сб. трудов. – М.: Логос, 2005.
6. Г е р м а н - Г а л к и н С. Г. Компьютерное моделирование полупроводниковых систем в MATLAB 6.0: Учеб. пособие. – СПб.: КОРОНА-принт, 2001.
7. Б у я н к и н В. М. Системы управления с цифровыми виртуальными моделями электродвигателей и электроприводов в среде МАТЛАБ. <http://www.privoddevices.narod.ru> 2005.

Статья поступила в редакцию 10.11.05



Виктор Михайлович Буянкин родился в 1951 г., окончил в 1977 г. МВТУ им. Н.Э. Баумана. Канд. техн. наук, доцент кафедры “Электротехника и промышленная электроника” МГТУ им. Н.Э. Баумана. Автор 50 научных работ в области электротехники и промышленной электроники.

V.M. Buyankin (b. 1951) graduated from the Bauman Moscow Higher Technical School in 1977. Ph.D. (Eng.) ass. professor of “Electrical Engineering and Industrial Electronics” department of the Bauman Moscow State Technical University. Author of 50 publications in the field of electrical engineering and industrial electronics.