СИНТЕЗ ПРОМЫШЛЕННОГО НЕЙРОРЕГУЛЯТОРА С УЛУЧШЕННОЙ ДИНАМИКОЙ

В.П.Войтенко, М.А.Хоменко
Черниговский государственный технологический университет
Украина, 14027, г. Чернигов, ул. Шевченко, 95, ЧГТУ, кафедра промышленной электроники
Тел. (04622) 316-96, E-mail: vvp@inel.stu.cn.ua, shadow@inel.stu.cn.ua

***Annotation* – The stages of synthesis of a standard regulator used for the learning process of artificial Neural Network are considered. The learning sample creation scheme, which permits to realize the idea of the construction of the Neural regulator with time-pulse modulation of control action, is developed. The variants of topology of the artificial Neural Network are analyzed. The recommendations for developing of the high-speed Neural regulator with save computing resources are formulated.**

***Key words* – optimal control, neural-systems.**

ВВЕДЕНИЕ

Интерес к использованию интеллектуальных алгоритмов в сфере автоматизации технологических процессов растет благодаря возможностям, которые открывают достижения микроэлектроники и развитие архитектур встраиваемых контроллеров. В [1] сформулирована актуальная задача синтеза промышленного регулятора, обеспечивающего качество регулирования в широком диапазоне заданий и параметров объекта. Кроме того, рассмотрен вариант решения этой задачи с использованием искусственных нейронных сетей на основе выбранных параметров и метода обучения сети. На примере двигателя постоянного тока промоделирована работа нейрорегулятора.

Полученные путем моделирования результаты позволяют судить о перспективности синтеза высокоэффективных промышленных нейрорегуляторов. Однако на пути к практическому воплощению идеи интеллектуального управления и внедрения известных принципов в практику построения промышленных регуляторов еще стоит множество проблем. Важнейшей из них остается ограниченность вычислительных ресурсов существующей элементной базы для построения систем управления – реальных интегральных микросхем микроконтроллеров, сигнальных процессоров и программируемых логических интегральных схем. Поэтому весьма актуальной задачей является разработка таких алгоритмов нейросетевого управления, которые являлись бы компромиссом между потенциально высоким качеством управления и реальными возможностями электронных узлов по воплощению этих алгоритмов в практику.

Данная статья посвящена синтезу промышленного нейрорегулятора для двигателя постоянного тока (ДПТ), работающего по ускоренному алгоритму и обладающего улучшенными динамическими свойствами при реализации на реальных электронных компонентах систем управления.

СИНТЕЗ ЭТАЛОННОГО РЕГУЛЯТОРА

В [1] приведена методика обучения нейронной сети, построенной по многослойной архитектуре [2], наиболее приемлемой для решения задач управления. Там же представлена схема обучения нейроконтроллера, в которой использован эталонный регулятор и модель ДПТ. Параметры модели можно определить путем идентификации и далее использовать их для расчёта эталонного регулятора.

В качестве эталонного регулятора использовался оптимальный регулятор, рассчитанный с помощью метода переменного коэффициента усиления [3]. Этот регулятор позволяет реализовать процессы конечной длительности и без перерегулирования в нагрузке с известными параметрами. Однако следует отметить, что полученная система управления не обеспечивает оптимальный по времени переходный процесс. Это связано с фиксированным шагом управления регулятора, длительность которого зависит от напряжения питания и *максимального* угла позиционирования. В итоге время позиционирования системы с нейрорегулятором слабо зависит от заданного угла и остаётся практически одинаковым как для больших, так и для малых углов позиционирования. Следовательно, оптимальный по времени переходный процесс в такой системе может быть обеспечен только для больших углов позиционирования.

Обеспечить минимальное время переходного процесса для различных углов задания может регулятор с неодинаковой длительностью шагов управления и максимальной по модулю амплитудой управляющего воздействия на каждом шаге. Данный регулятор, реализующий время-импульсную модуляцию (ВИМ) выходного напряжения, выберем в качестве эталонного и рассчитаем по методике, приведённой в [4].

Передаточная функция двигателя постоянного тока по углу позиционирования имеет вид:

$$W(p) = \frac{k}{p(p+a)(p+b)}; \qquad (1)$$

где $k = \dfrac{1}{T_m T_e k_m}$;

$$a = \frac{1+\sqrt{1-4\dfrac{T_e}{T_m}}}{2T_e}; \qquad b = \frac{1-\sqrt{1-4\dfrac{T_e}{T_m}}}{2T_e};$$

$T_e = L/R$ – электрическая постоянная двигателя с индуктивностью обмотки L и сопротивлением R;

$T_m = JR/k_m C_e$ – электромеханическая постоянная;

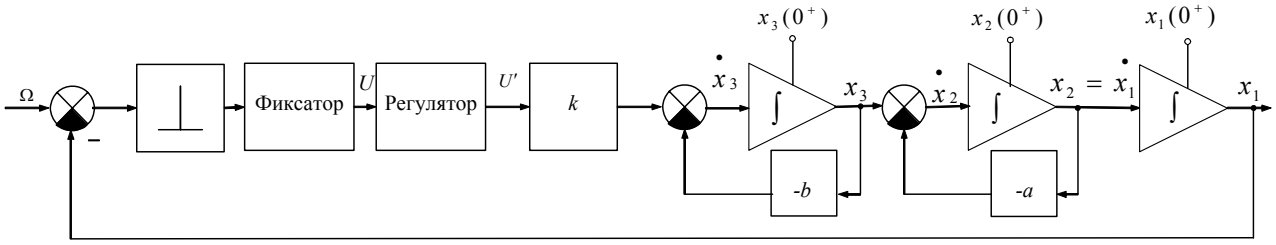


Рис. 1

J – момент инерции якоря;

k_m – постоянная тока;

C_e – постоянная противоЭДС.

Для нахождения коэффициентов цифрового регулятора с неравномерным шагом квантования, формирующего управляющие воздействия m_1, m_2, m_3, равные по модулю, исходя из схемы моделирования объекта управления рис. 1, запишем дифференциальные уравнения и уравнения переходных состояний (без учёта регулятора): $\dot{\Omega} = 0$; $\dot{x}_1 = x_2$; $\dot{x}_2 = x_3 - ax_2$; $\dot{x}_3 = kU - bx_3$; $\dot{U} = 0$; $\Omega(nh^+) = \Omega(nh)$; $x_1(nh^+) = x_1(nh)$; $x_2(nh^+) = x_2(nh)$; $x_3(nh^+) = x_3(nh)$; $U(nh^+) = \Omega(nh) - x_1(nh)$. Опираясь на дифференциальные уравнения состояния, составим матрицу коэффициентов **A**:

$$\mathbf{A} = \begin{bmatrix} 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & -a & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & -b & k \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \end{bmatrix}. \qquad (2)$$

Исходя из уравнений переходных состояний, составим матрицу **B**:

$$\mathbf{B} = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 & 0 \\ 1 & -1 & 0 & 0 & 0 \end{bmatrix}. \qquad (3)$$

Запишем расширенный вектор-столбец состояния системы:

$$\mathbf{V} = \begin{bmatrix} \Omega \\ x_1 \\ x_2 \\ x_3 \\ U \end{bmatrix}. \qquad (4)$$

Вектор-столбец начальных условий будет иметь вид:

$$\mathbf{V}(0) = \begin{bmatrix} \Omega(0) \\ 0 \\ 0 \\ 0 \\ 0 \end{bmatrix} = \Omega(0) \begin{bmatrix} 1 \\ 0 \\ 0 \\ 0 \\ 0 \end{bmatrix}. \qquad (5)$$

По матрице коэффициентов определяем матрицу перехода системы на первом интервале квантования:

$$\mathbf{\Phi}(h_1) = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & M_1 & P_1 & kL_1 \\ 0 & 0 & A_1 & W_1 & kP_1 \\ 0 & 0 & 0 & B_1 & kQ_1 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}, \qquad (6)$$

где $A_1 = e^{-ah_1}$; $B_1 = e^{-bh_1}$;

$$L_1 = \frac{abh_1 - a - b + \dfrac{b^2 e^{-ah_1} - a^2 e^{-bh_1}}{b-a}}{b^2 a^2};$$

$$M_1 = \frac{1 - e^{-ah_1}}{a}; \; P_1 = \frac{1 + \dfrac{be^{-ah_1} - ae^{-bh_1}}{a-b}}{ab};$$

$$Q_1 = \frac{1 - e^{-bh_1}}{b}; \; W_1 = \frac{e^{-ah_1} - e^{-bh_1}}{b-a}.$$

Для определения состояния системы в различные моменты времени воспользуемся уравнениями переходных состояний [3]:

$$\mathbf{V}(nh^+) = \mathbf{B}\mathbf{V}(nh); \qquad (7)$$

$$\mathbf{V}((n+1)h) = \mathbf{\Phi}(h)\ \mathbf{V}(nh^+). \qquad (8)$$

С учётом неравномерности шага квантования из (7), (8) для первого шага квантования получим:

$$\mathbf{V}(0^+) = \begin{bmatrix} 1 \\ 0 \\ 0 \\ 0 \\ m_1 \end{bmatrix}; \qquad (9)$$

$$\mathbf{V}(h_1)=\begin{bmatrix}1\\ kL_1m_1\\ kP_1m_1\\ kQ_1m_1\\ m_1\end{bmatrix}. \qquad (10)$$

Для второго интервала квантования матрица перехода системы будет иметь вид:

$$\mathbf{\Phi}(h_2)=\begin{bmatrix}1&0&0&0&0\\ 0&1&M_2&P_2&kL_2\\ 0&0&A_2&W_2&kP_2\\ 0&0&0&B_2&kQ_2\\ 0&0&0&0&1\end{bmatrix}, \qquad (11)$$

где $A_2=e^{-ah_2}$; $B_2=e^{-bh_2}$;

$$L_2=\frac{abh_2-a-b+\dfrac{b^2e^{-ah_2}-a^2e^{-bh_2}}{b-a}}{b^2a^2};$$

$$M_2=\frac{1-e^{-ah_2}}{a};\quad P_2=\frac{1+\dfrac{be^{-ah_2}-ae^{-bh_2}}{a-b}}{ab};$$

$$Q_2=\frac{1-e^{-bh_2}}{b};\quad W_2=\frac{e^{-ah_2}-e^{-bh_2}}{b-a}.$$

Из (7), (8) с учётом (10), (11) получим:

$$\mathbf{V}(h_1^+)=\begin{bmatrix}1\\ kL_1m_1\\ kP_1m_1\\ kQ_1m_1\\ m_2\end{bmatrix}; \qquad (12)$$

$$\mathbf{V}_{(h_1+h_2)}=\begin{bmatrix}1\\ kL_1m_1+kM_2P_1m_1+kP_2Q_1m_1+kL_2m_2\\ kA_2P_1m_1+kW_2Q_1m_1+kP_2m_2\\ kB_2Q_1m_1+kQ_2m_2\\ m_2\end{bmatrix}. \qquad (13)$$

Для третьего интервала квантования матрица перехода системы будет иметь вид:

$$\mathbf{\Phi}(h_3)=\begin{bmatrix}1&0&0&0&0\\ 0&1&M_3&P_3&kL_3\\ 0&0&A_3&W_3&kP_3\\ 0&0&0&B_3&kQ_3\\ 0&0&0&0&1\end{bmatrix}, \qquad (14)$$

где $A_3=e^{-ah_3}$; $B_3=e^{-bh_3}$;

$$L_3=\frac{abh_3-a-b+\dfrac{b^2e^{-ah_3}-a^2e^{-bh_3}}{b-a}}{b^2a^2};$$

$$M_3=\frac{1-e^{-ah_3}}{a};\quad P_3=\frac{1+\dfrac{be^{-ah_3}-ae^{-bh_3}}{a-b}}{ab};$$

$$Q_3=\frac{1-e^{-bh_3}}{b};\quad W_3=\frac{e^{-ah_3}-e^{-bh_3}}{b-a}.$$

Из (7), (8) с учётом (13), (14) получим:

$$\mathbf{V}_{\left((h_1+h_2)^+\right)}=\begin{bmatrix}1\\ kL_1m_1+kM_2P_1m_1+kP_2Q_1m_1+kL_2m_2\\ kA_2P_1m_1+kW_2Q_1m_1+kP_2m_2\\ kB_2Q_1m_1+kQ_2m_2\\ m_3\end{bmatrix}; \qquad (15)$$

$$\mathbf{V}(h_1+h_2+h_3)=$$
$$=\begin{bmatrix}1\\ kL_1m_1+kM_2P_1m_1+kP_2Q_1m_1+kL_2m_2+kM_3A_2P_1m_1+kM_3W_2Q_1m_1+\\ +kM_3P_2m_2+kP_3B_2Q_1m_1+kP_3Q_2m_2+kL_3m_3\\ kA_3A_2P_1m_1+kA_3W_2Q_1m_1+kA_3P_2m_2+kW_3B_2Q_1m_1+kW_3Q_2m_2+kP_3m_3\\ kB_3B_2Q_1m_1+kB_3Q_2m_2+kQ_3m_3\\ m_3\end{bmatrix}. \qquad (16)$$

Так как передаточная функция объекта управления (1) третьего порядка, в системе можно реализовать процесс конечной длительности за три периода замыкания ключа. Для реализации процесса конечной длительности должны выполняться условия:

$$\begin{cases}x_1(h_1+h_2+h_3)=\Omega\\ x_2(h_1+h_2+h_3)=0\\ x_3(h_1+h_2+h_3)=0\end{cases}. \qquad (17)$$

На основании (16) и (17) составим систему уравнений.

$$\begin{cases}k\begin{pmatrix}L_1m_1+M_2P_1m_1+P_2Q_1m_1+L_2m_2+M_3A_2P_1m_1+M_3W_2Q_1m_1+\\ +M_3P_2m_2+P_3B_2Q_1m_1+P_3Q_2m_2+L_3m_3\end{pmatrix}=\Omega\\ k(A_3A_2P_1m_1+A_3W_2Q_1m_1+A_3P_2m_2+W_3B_2Q_1m_1+W_3Q_2m_2+P_3m_3)=0\\ k(B_3B_2Q_1m_1+B_3Q_2m_2+Q_3m_3)=0\end{cases}. \qquad (18)$$

Так как амплитуда управляющих воздействий m_1, m_2, m_3 известна и представляет собой фиксированное для каждого шага регулирования значение, определяемое ограничениями на воздействия для конкретного ДПТ, то система (18) содержит три неизвестные величины – h_1, h_2, h_3. Следовательно, решая данную систему для различных углов задания Ω, можно определить необходимую длительность шагов квантования h_1, h_2, h_3 и реализовать эталонный регулятор. Однако данная система не имеет аналитического решения, поскольку содержит трансцендентные функции неизвестных. Поэтому для реализации эталонного регулятора необходимо численными методами получить решения для всех углов задания, которые формируют обучающую выборку.

ОБУЧЕНИЕ НЕЙРОКОНТРОЛЛЕРА

На Рис. 2 приведена система с эталонным регулятором – блок ReferenceController. Данный блок формирует управляющие воздействия одинаковой по модулю амплитуды и различной длительности в соответствии с сигналом задания шага дискретизации (блок Hupr), полученного путём решения системы (18) для соответствующего угла позиционирования (блок An-

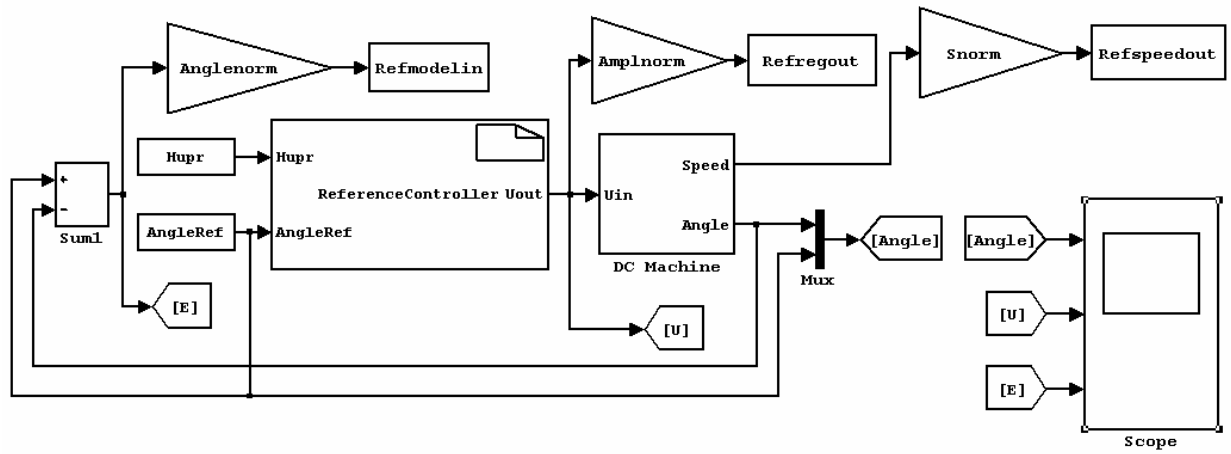


Рис. 2

gleRef). Модель двигателя представлена блоком DC Machine. Блоки Anglenorm, Amplnorm, Snorm выполняют нормирование, а блоки Refmodelin, Refregout, Refspeedout – сбор данных.Диаграммы работы схемы формирования обучающей выборки представлены на Рис. 3. На рисунке 3(а) представлены диаграммы угла

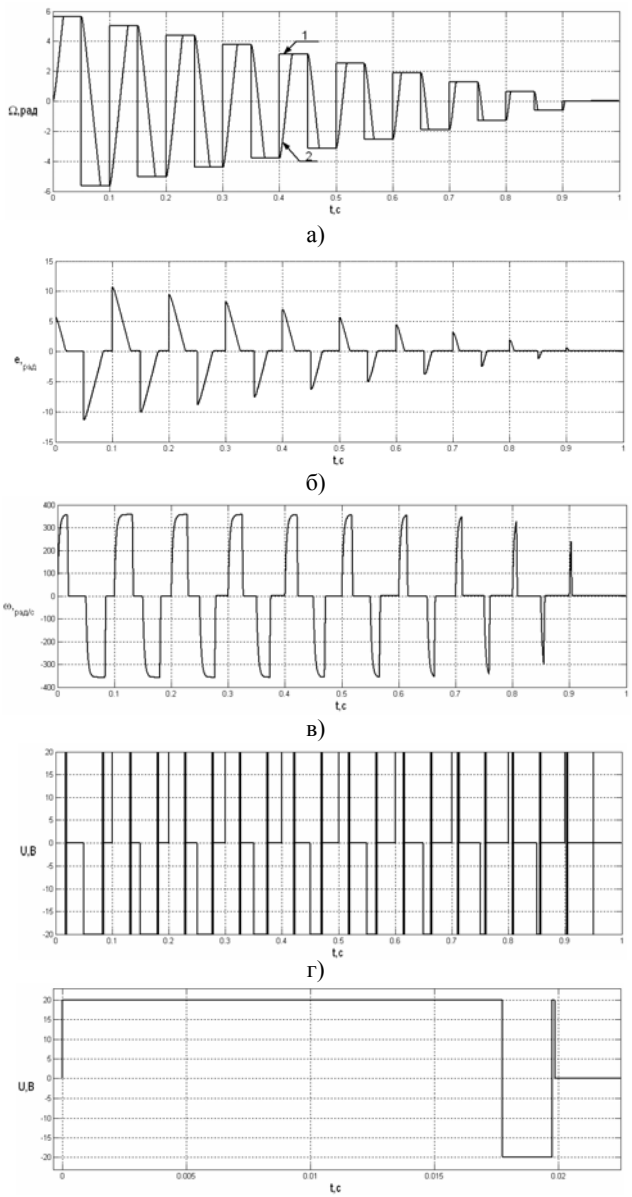


Рис. 3

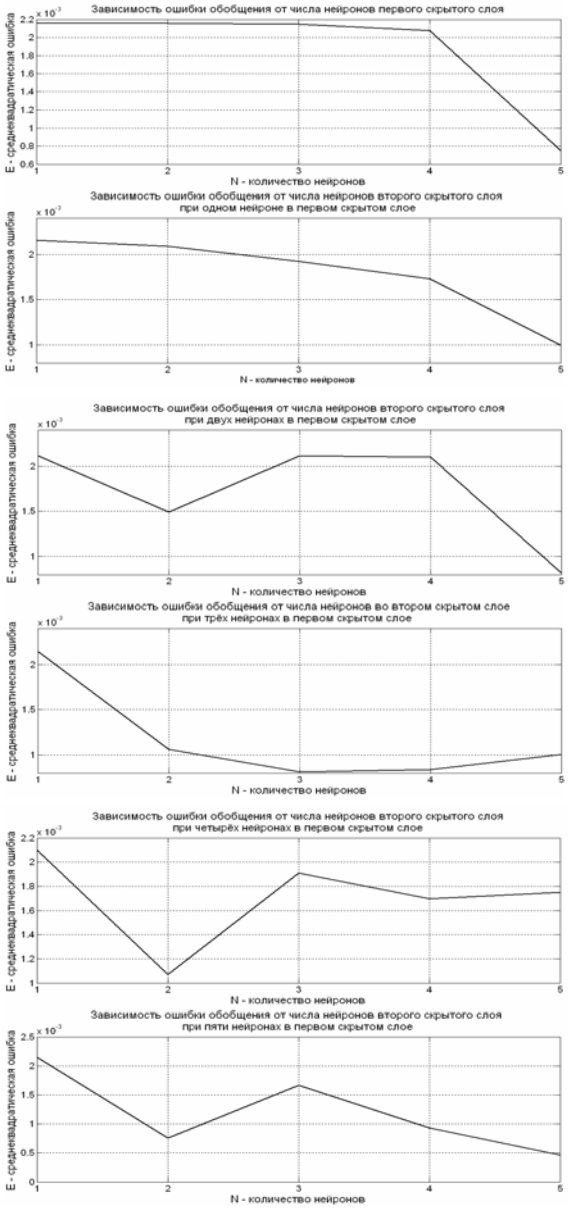


Рис. 4

задания – 1 и диаграммы отработки данного задания системой с эталонным регулятором – 2. Обучающую

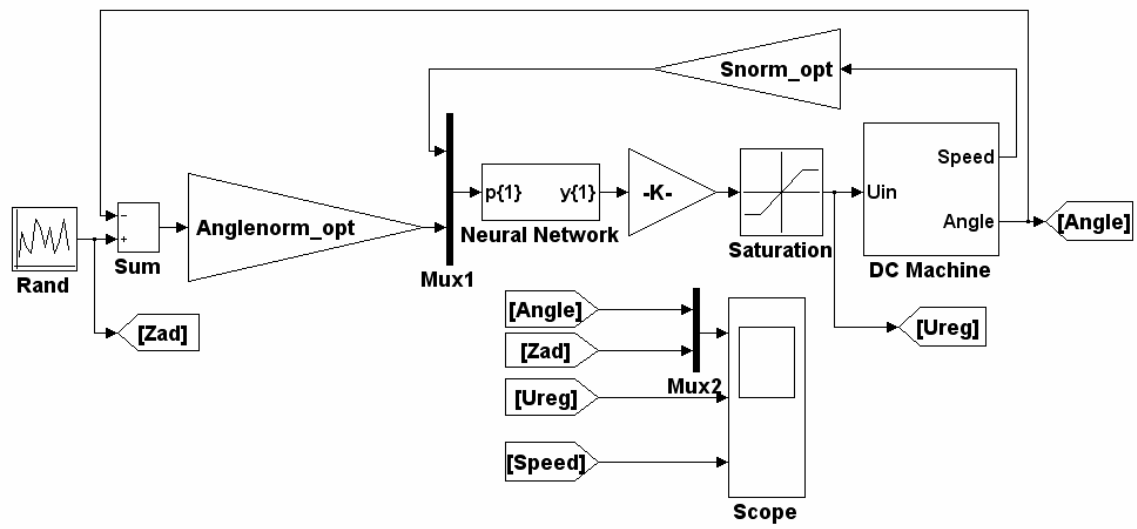


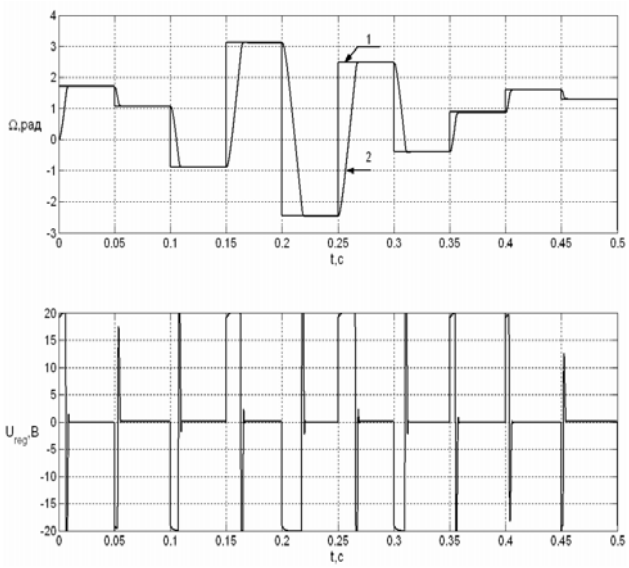
Рис. 5

выборку формируют данные диаграмм 3(б) – ошибка позиционирования, 3(в) – скорость вращения, она же скорость изменения ошибки позиционирования. Эти данныепри обучении подаются на соответствующие входы нейронной сети. На диаграмме 3(г) изображен сигнал управления, вырабатываемый эталонным регулятором, который является желаемым выходом нейронной сети, следовательно, используется для вычисления ошибки обучения и коррекции весовых коэффициентов в процессе обучения нейрорегулятора. Для повышения наглядности на Рис. 3(д) представлен начальный фрагмент того же сигнала в более крупном временном масштабе.

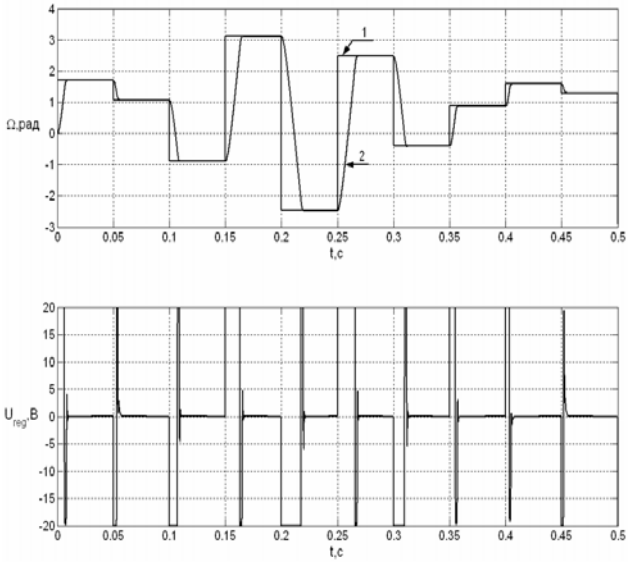
Следующим шагом в проектировании нейрорегулятора является выбор структуры нейронной сети (количества слоёв и нейронов в каждом слое).

В качестве начальных условий для функционирования алгоритма выбора структуры нейронной сети зададим следующие параметры: максимальное число скрытых слоёв равно двум, максимальное количество нейронов в слое равно пяти, количество обучений одной и той же структуры нейронной сети – три раза, число эпох обучения – 200. В результате выполненных расчетов (Рис. 4) удалось установить, что минимальную ошибку дают структуры скрытых слоёв 5-0, 2-5, 3-3, 5-2. Для технической реализации предпочтительнее выбирать структуру, содержащую минимальное число нейронов. С этой точки зрения структура 5-0 является наилучшей из выше перечисленных. Однако прежде, чем отдать предпочтение той или иной структуре, проведём моделирование системы управления с обученным нейроконтролером для различных структур скрытых слоёв (5-0, 2-5, 3-3, 5-2). Для моделирования воспользуемся системой, приведённой на Рис. 5.

Результаты моделирования представлены на Рис. 6 и 7, на которых 1 – угол задания, 2 – отработка угла задания системой. Очевидно, что все выбранные структуры скрытых слоёв нейронной сети пригодны для построения нейрорегулятора. Следовательно, исходя из критерия минимального размера сети, необходимо отдать предпочтение структуре 5-0. Однако, если обратить внимание на форму управляющего напряжения, вырабатываемого нейроконтролером со структурой скрытых слоёв 5-0, то можно увидеть, что она заметно отличается от формы сигнала других



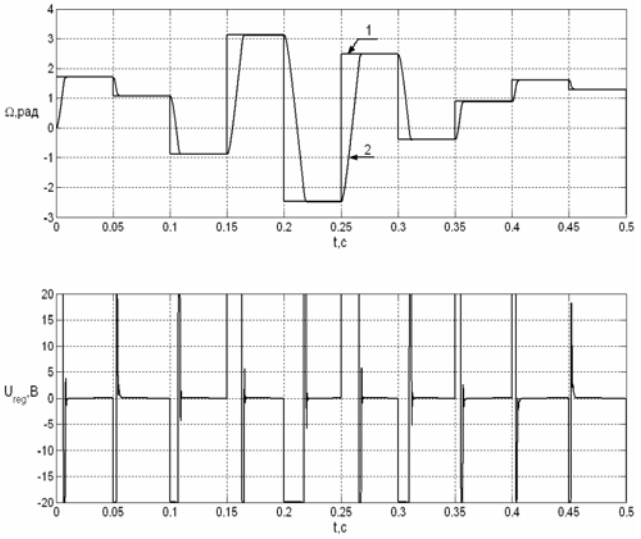
а)



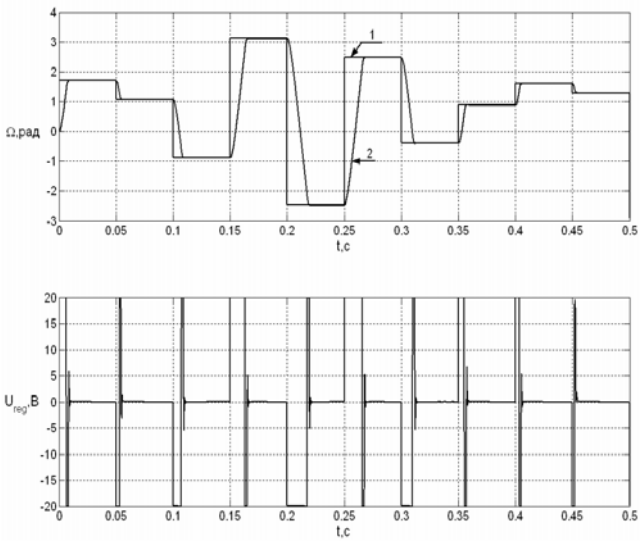
б)

Рис. 6

структур и эталонного регулятора (фронты более пологи и амплитудное значение меньше). Это может свидетельствовать о недостаточно хорошей аппроксимации сигнала эталонного регулятора, что нежелательно. Так как качество функционирования нейроконтролеров со структурами скрытых слоёв 3-3, 2-5, 5-2 мало отличается, то, исходя из критерия минимальности структуры, для реализации следует предложить сеть с двумя скрытыми слоями вида 3-3. Таким образом, общая структура сети будет иметь вид 2-3-3-1. Для данной сети по формуле



а)



б)

Рис. 7

$$M = \sum_{k=2}^{K} N_k (N_{k-1} + 1)$$

рассчитаем количество операций сложения, умножения и вычисления активационных функций, необходимое для функционирования сети. В результате получим 25 операций сложения и умножения и 6 (так как активационная функция выходного нейрона линейна) операций вычисления активационной функции вида гиперболический тангенс. Таким образом, данный нейроконтролер выигрывает у модели с постоянным шагом квантования не только в быстродействии, но и в простоте нейронной сети, необходимой для его реализации.

ВЫВОДЫ

1. Рассмотрены этапы синтеза эталонного ВИМ-регулятора, используемого при обучении искусственной нейронной сети.
2. Разработана схема формирования обучающей выборки, позволяющая реализовать идею построения нейроконтроллера с ВИМ управляющего воздействия.
3. Проанализированы различные варианты топологии искусственной нейронной сети и сформулированы рекомендации по построению быстродействующего нейроконтроллера со сниженными требованиями к вычислительным ресурсам.

[1] В.П.Войтенко, М.А.Хоменко. Принципы построения нейрорегулятора для управления промышленным объектом// Технічна електродинаміка, тем. випуск “Силова електроніка та енергоефективність”. – Київ–2006, ч. 3. – С. 80 – 83.

[2] Roland S. Burns Advanced Control Engineering. Linacre House, Jordan Hill, Oxford, – 2001.

[3] Ту Ю. Современная теория управления. Пер. с англ. Я.Н.Гибадулина, под ред. В.В.Солодовникова. – М.: Машиностроение, 1971. – 472 с.

[4] Гостев В.И. Системы управления с цифровыми регуляторами: Справочник.– К.: Техніка, 1990.– 280 с.

Статья рекомендована к публикации д.т.н., проф. А.И.Денисовым