

УДК 681.515, 681.523.12/13

## САМОНАСТРАИВАЮЩАЯСЯ НЕЙРОСЕТЕВАЯ СИСТЕМА УПРАВЛЕНИЯ МНОГОСВЯЗНЫМИ ДИНАМИЧЕСКИМИ ОБЪЕКТАМИ

И.А. Елизаров, М.Н. Солуданов

*Кафедра «Информационные процессы и управление», ТГТУ*

**Ключевые слова и фразы:** нейронная сеть; самонастраивающаяся система; управление многосвязными объектами.

**Аннотация:** Рассмотрена самонастраивающаяся система управления многосвязными динамическими объектами, построенная на основе нейронной сети типа Multi-Layer Perceptron. Представлено описание системы и основные расчетные соотношения. На имитационных исследованиях показана работоспособность системы при управлении многосвязным динамическим объектом.

---

### 1. Общие положения

Как известно [1], многосвязными объектами (рис. 1) называются объекты с несколькими входами и выходами, взаимно связанными между собой. При отсутствии перекрестных связей, когда каждый вход влияет лишь на один выход, многосвязные объекты распадаются на односвязные.

При классическом подходе автоматизации многосвязных объектов используют [1]: несвязанное регулирование отдельных координат с помощью одноконтурных АСР; связанное регулирование с применением многоконтурных систем, в которых внутренние перекрестные связи объекта компенсируются внешними динамическими связями между отдельными контурами регулирования.

Каждый из этих методов обладает своими преимуществами и недостатками [1]. При несвязанном регулировании, если учитывают только основные каналы регулирования, расчет и наладку регуляторов проводят как одноконтурных АСР. Этот метод можно применять в тех случаях, когда влияние перекрестных связей

намного слабее, чем основных. При сильных перекрестных связях фактический запас устойчивости системы регулирования может оказаться ниже расчетного. Это приводит к низкому качеству регулирования, а в худшем случае – к потере устойчивости вследствие взаимного влияния контуров регулирования. Чтобы предотвратить возможность взаимного раскачивания, одноконтурные АСР следует рассчитывать с учетом внутренних связей и других контуров регулирования. Это существенно усложняет расчет системы, но гарантирует заданное качество регулирования в реальной системе. Связанные системы регулирования включают кроме основных регуляторов дополнительные динамические компенсаторы. Расчет и наладка таких систем гораздо сложнее, чем одноконтурных АСР.

Многие реальные объекты управления характеризуются существенной нелинейностью и стохастичностью поведения, широкой областью изменения параметров объекта в условиях его функционирования. Для обеспечения высокого качества процесса управления подобными многосвязными объектами необходимо, чтобы система управления обладала элементами адаптации, могла подстраиваться под изменения свойств объекта.

Классические методы построения систем управления с элементами адаптации широкого применения не нашли, в первую очередь, из-за сложности технической реализации разработанных алгоритмов и высоких требований к вычислительным возможностям управляющей техники.

Одним из возможных подходов к построению системы управления является применение теории нейронных сетей. В [2] был рассмотрен вопрос построения самонастраивающейся нейросетевой системы управления односвязными динамическими объектами. В настоящей статье решается задача построения самонастраивающейся нейросетевой системы управления многосвязными динамическими объектами. В качестве объекта регулирования рассматриваются многосвязные статически управляемые объекты, для которых количество выходных регулируемых параметров равно количеству входных регулирующих воздействий.

На рис. 1 представлена структурная схема предлагаемой самонастраивающейся нейросетевой системы управления.

Вектор ошибок регулирования  $\mathbf{e} = [e_1, e_2, \dots, e_n]^T$  после элементов сравнения 2 поступает на вход нейронной сети 3 и блок КВК 4, в котором в зависимости от сигнала  $\mathbf{e}(t)$  в каждый дискретный момент времени  $t$  происходит корректировка весовых коэффициентов NN 3. Вектор сигналов  $\mathbf{u} = [u_1, u_2, \dots, u_n]^T$  с выхода NN является управляющим и подается на вход ОУ 1.

Нейронная сеть 3 для управления многосвязными объектами представляет собой многослойную нейронную сеть с одним промежуточным слоем, которая содержит  $N_0$  нейронов во входной слое и  $N_2$  нейронов в выходном слое, причем  $N_2 = N_0 = n$ . Сеть характеризуется числом нейронов  $N_1$  во внутреннем слое (слой 1). Структура многослойной нейронной сети представлена на рис. 2. Входной слой (слой 0) состоит из узлов – приемников сигнала  $e_i$  ( $i = \overline{1, n}$ ), а выходной слой – из нейронов – источников сигнала  $u_i$  ( $i = \overline{1, n}$ ).

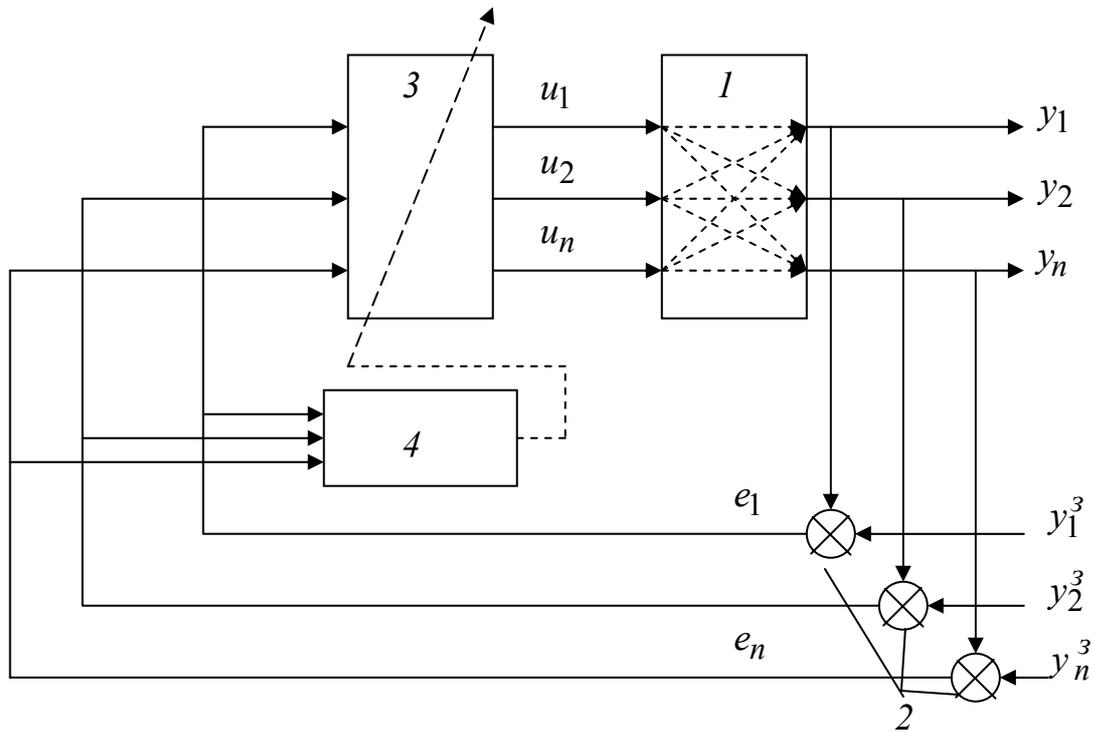
На вход нейронной сети в дискретный момент времени  $t$  ( $t = 0, 1, 2, \dots$ ) подаются сигналы  $e_i$ , которые преобразуются сетью в управляющие сигналы  $u_i$ . Дискретное время  $t$  связано с непрерывным  $\Theta$  следующим образом:  $\Theta = \delta t$ , где  $\delta$  – шаг квантования.

Каждый  $i$  нейрон  $l$ -ого слоя ( $l = \overline{1, 2}$ ) преобразует входной вектор  $\mathbf{o}^{l-1} = (o_1^{l-1}, K, o_{N_{l-1}}^{l-1})$  в выходную скалярную величину  $o_i^l$ .

На первом этапе вычисляется суперпозиция входных сигналов нейрона:

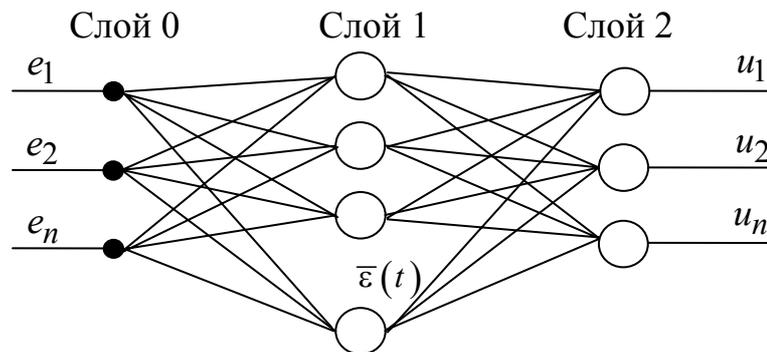
$$z_i^l = \sum_{j=1}^{N_{l-1}} w_{ij}^l o_j^{l-1} - \vartheta_i^l, \quad (1)$$

где  $w_{ij}^l$  – весовой коэффициент, являющийся настраиваемым параметром и характеризующий связь  $j$ -го нейрона  $(l-1)$  слоя с  $i$ -м нейроном  $l$ -го слоя;  $\vartheta_i^l$  – величина смещения.



**Рис. 1. Самонастраивающаяся нейросетевая система управления объекта с взаимосвязными координатами:**

*1* – объект управления (**ОУ**); *2* – элементы сравнения; *3* – нейронная сеть (Neural Network (**NN**)) типа многослойного перцептрона (Multi-Layer Perceptron – (**MLP**));  
*4* – блок корректировки весовых коэффициентов (**КВК**)



**Рис. 2. Структура нейронной сети самонастраивающейся системы регулирования**

Принимая  $w_{i0}^l = -\vartheta_i^l$  и  $o_0^{l-1} = 1$ , выражение (1) переписывается в виде

$$z_i^l = \sum_{j=0}^{N_{l-1}} w_{ij}^l o_j^{l-1}. \tag{2}$$

Далее величина  $z$  преобразуется в выходную величину нейрона

$$o_i^l = f(z_i^l). \quad (3)$$

Нелинейное преобразование (3) задается функцией активации, которая часто определяется сигмоидальной функцией

$$f(z) = \frac{1}{1 - \exp(-z)}. \quad (4)$$

Важным свойством этой функции активации является простота определения производной от этой функции

$$f'(z) = f(z)(1 - f(z)). \quad (5)$$

При принятых обозначениях математическое описание сети NN записывается в виде системы уравнений

$$\left. \begin{aligned} u_j(t) &= o_j^2, \quad j = \overline{1, n}; \\ o_i^l &= f(z_i^l), \quad i = \overline{1, N_l}, \quad l = \overline{1, 2}; \\ z_i^l &= \sum_{j=0}^{N_{l-1}} w_{ij}^l \cdot o_j^{l-1}, \quad i = \overline{1, N_l}, \quad l = \overline{1, 2}; \\ o_j^0 &= e_j(t), \quad j = \overline{1, n}; \\ o_0^0 &= o_0^1 = 1. \end{aligned} \right\} \quad (6)$$

При функционировании самонастраивающейся нейросетевой системы управления настройки системы – весовые коэффициенты NN – изменяются таким образом, что величина  $E = \|\mathbf{e}\| \rightarrow 0$ . Наиболее часто [3] в качестве нормы вектора  $E$  принимается величина

$$E = \frac{1}{2} \sum_{i=1}^n \alpha_i e_i^2,$$

где  $\alpha_i$  – коэффициенты, определяющие вес каждого канала регулирования в суммарной ошибке  $E$ .

Коррекция весовых коэффициентов  $w_{ij}^l$  нейронной сети (обучение нейронной сети) осуществляется в блоке КВК 4 по методу обратного распространения ошибки (error back-propagation) [3]. Основные расчетные соотношения при этом имеют вид

$$w_{ij}^l(t) = w_{ij}^l(t-1) - \gamma \frac{\partial E}{\partial w_{ij}^l} \delta. \quad (7)$$

Для весовых коэффициентов нейрона выходного слоя (слоя 2) величины  $\frac{\partial E}{\partial w_{ij}^{(2)}}$  определяются по выражению

$$\frac{\partial E}{\partial w_{ij}^{(2)}} = \sum_{k=1}^n (\alpha_k e_k \frac{\partial y_k}{\partial u_i}) f'(z_i^{(2)}) o_j^{(1)}, \quad k = \overline{1, n}, \quad i = \overline{1, n}, \quad j = \overline{0, N_1}, \quad (8)$$

где  $e_k$  – ошибка регулирования по  $k$ -й выходной переменной;  $\alpha_k$  – весовой коэффициент по  $k$ -й выходной переменной;  $\frac{\partial y_k}{\partial u_i}$  – производная  $k$ -й выходной переменной объекта по  $i$ -у входному воздействию;  $f'(z_i^{(2)})$  – производная от функции активации для  $i$ -го нейрона второго (выходного) слоя;  $o_j^{(1)}$  – выходное значение  $j$ -го нейрона первого слоя.

Для внутреннего слоя (слоя 1) величины  $\frac{\partial E}{\partial w_{ij}^{(1)}}$  определяются скалярным произведением:

$$\frac{\partial E}{\partial w_{ij}^{(1)}} = (\bar{\mathbf{a}} \times \mathbf{e}, \mathbf{Y}_u \times \mathbf{U}_{w_{ij}^{(1)}}), \quad i = \overline{1, N_1}, \quad j = \overline{0, n}, \quad (9)$$

где  $\bar{\mathbf{a}}$  – матрица весовых коэффициентов переменных регулирования;  $\mathbf{e}$  – вектор ошибок регулирования;  $\mathbf{Y}_u$  – матрица производных переменных регулирования по входным управляющим воздействиям;  $\mathbf{U}_{w_{ij}^{(1)}}$  – вектор производных выходных сигналов нейронной сети по весу  $w_{ij}^{(1)}$  нейрона слоя 1;  $\bar{\mathbf{a}} \times \mathbf{e}$  – векторное произведе-

дение матрицы  $\bar{\alpha}$  и вектора  $\mathbf{e}$ ;  $\mathbf{Y}_u \times \mathbf{U}_{w_{ij}^{(1)}}$  – векторное произведение матрицы  $\mathbf{Y}_u$  и вектора  $\mathbf{U}_{w_{ij}^{(1)}}$ .

Представленные векторы и матрицы имеют следующий вид:

$$\bar{\alpha} = \begin{bmatrix} \alpha_1 & 0 & \dots & 0 \\ 0 & \alpha_2 & \dots & 0 \\ \text{M} & \text{M} & & \text{M} \\ 0 & 0 & \dots & \alpha_n \end{bmatrix}; \quad \mathbf{e} = \begin{bmatrix} e_1 \\ e_2 \\ \text{M} \\ e_n \end{bmatrix};$$

$$\mathbf{Y}_u = \begin{bmatrix} \frac{\partial y_1}{\partial u_1} & \frac{\partial y_1}{\partial u_2} & \dots & \frac{\partial y_1}{\partial u_n} \\ \frac{\partial y_2}{\partial u_1} & \frac{\partial y_2}{\partial u_2} & \dots & \frac{\partial y_2}{\partial u_n} \\ \text{M} & \text{M} & & \text{M} \\ \frac{\partial y_n}{\partial u_1} & \frac{\partial y_n}{\partial u_2} & \dots & \frac{\partial y_n}{\partial u_n} \end{bmatrix}; \quad \mathbf{U}_{w_{ij}^{(1)}} = \begin{bmatrix} \frac{\partial u_1}{\partial w_{ij}^{(2)}} \\ \frac{\partial u_2}{\partial w_{ij}^{(2)}} \\ \text{M} \\ \frac{\partial u_n}{\partial w_{ij}^{(2)}} \end{bmatrix};$$

При машинной реализации представленного алгоритма обучения матрица  $\mathbf{Y}_u$  будет представлять собой матрицу, состоящую из набора нулей и единиц, причем единице будут равны элементы, соответствующие основным (прямым) каналам регулирования. Так для объекта с  $n$  входами и выходами матрица  $\mathbf{Y}_u$  может иметь вид

$$\mathbf{Y}_u = \begin{bmatrix} 1 & 0 & \dots & 0 \\ 0 & 1 & \dots & 0 \\ \text{M} & \text{M} & & \text{M} \\ 0 & 0 & \dots & 1 \end{bmatrix}. \quad (10)$$

Элементы  $\frac{\partial u_k}{\partial w_{ij}^{(1)}}$  вектора  $\mathbf{U}_{w_{ij}^{(1)}}$  определяются по формуле

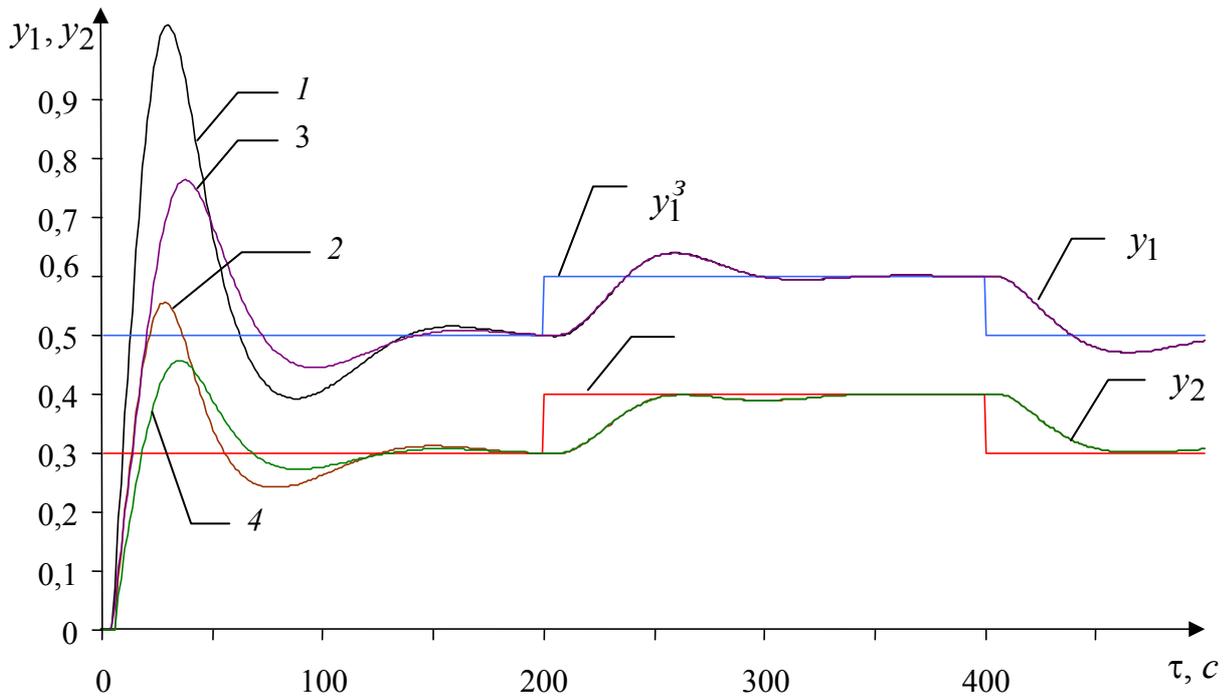
$$\frac{\partial u_k}{\partial w_{ij}^{(1)}} = f'(z_k^{(2)})w_{ki}^{(2)}f'(z_i^{(1)})o_j^{(0)}, \quad k = \overline{1, n}, \quad i = \overline{1, N_1}, \quad j = \overline{0, n}. \quad (11)$$

Перед началом работы самонастраивающейся системы управления устанавливаются параметры системы: в блоке КВК 4 – параметр настройки весовых коэффициентов  $\gamma$ , в блоке NN 3 – количество нейронов во внутреннем слое  $N_1$  и весовые коэффициенты  $w_{ij}^l$  нейронов слоев 1 и 2 (см. рис. 1, 2). Коэффициенты  $w_{ij}^l$  выбираются датчиком случайных чисел из диапазона  $[-1, 1]$  согласно равномерному закону распределения.

Нередко на начальном этапе самонастройки (при первом включении нейрорегулятора в контур управления) наблюдаются большие выбросы регулируемых величин от заданных значений (рис. 3, кривая 1). Это объясняется тем, что при включении нейрорегулятора весовые коэффициенты нейронной сети инициализируются случайным образом. При этом имеется вероятность организации положительных обратных связей, которые и являются источником слишком больших отклонений регулируемых величин на начальном этапе самонастройки. Возникновение подобной ситуации на действующем технологическом объекте может привести к нарушениям технологического регламента, аварийным ситуациям, получению некондиционной продукции.

Наличие априорной информации об объекте управления, его динамических и статических характеристиках позволит существенно уменьшить отклонения регулируемых величин в процессе самонастройки на технологическом объекте управления. Обеспечивается это тем, что на предварительном этапе самонастройка системы осуществляется по приближенной модели объекта. Затем происходит переключение на работу с объектом управления.

Каналы объекта управления могут быть описаны апериодическими звеньями I порядка с запаздыванием. Параметры модели объекта определяются приближенно. Ошибка в оценке параметров в пределах  $\pm 100\%$  несущественно сказывается на дальнейших результатах самонастройки, причем наибольшая чувствительность наблюдается по коэффициенту усиления.



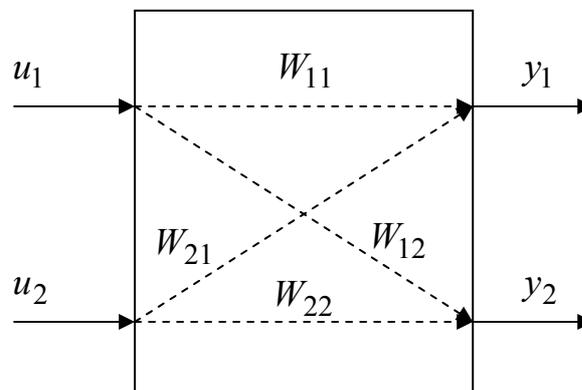
**Рис. 3. Влияние предварительной самонастройки по модели на качество процесса регулирования**

## 2. Имитационные исследования

В качестве объекта исследования использовался объект с двумя входами и двумя выходами и наличием существенных перекрестных связей (рис. 4).

Динамические свойства объекта по различным каналам описываются передаточной функцией вида

$$W_{ij} = \frac{K_{ij} e^{-p\tau_{ij}}}{T_{ij} p + 1}, \quad i=1, 2, \quad j=1, 2. \quad (12)$$



**Рис. 4. Структурная схема объекта управления**

На рис. 3 представлены графики переходных процессов в системе при обработке задающих воздействий без предварительной самонастройки по модели (кривые 1, 2) и с предварительной самонастройкой (кривые 3, 4).

Настроечными параметрами системы управления, построенной с использованием нейронной сети, являются число нейронов во внутреннем слое  $N_1$  и параметр коррекции весов нейронной сети коэффициент  $\gamma$ . На рис. 5, 6 соответственно показано влияние настроечных параметров  $N_1$  и  $\gamma$  на качество процесса регулирования.

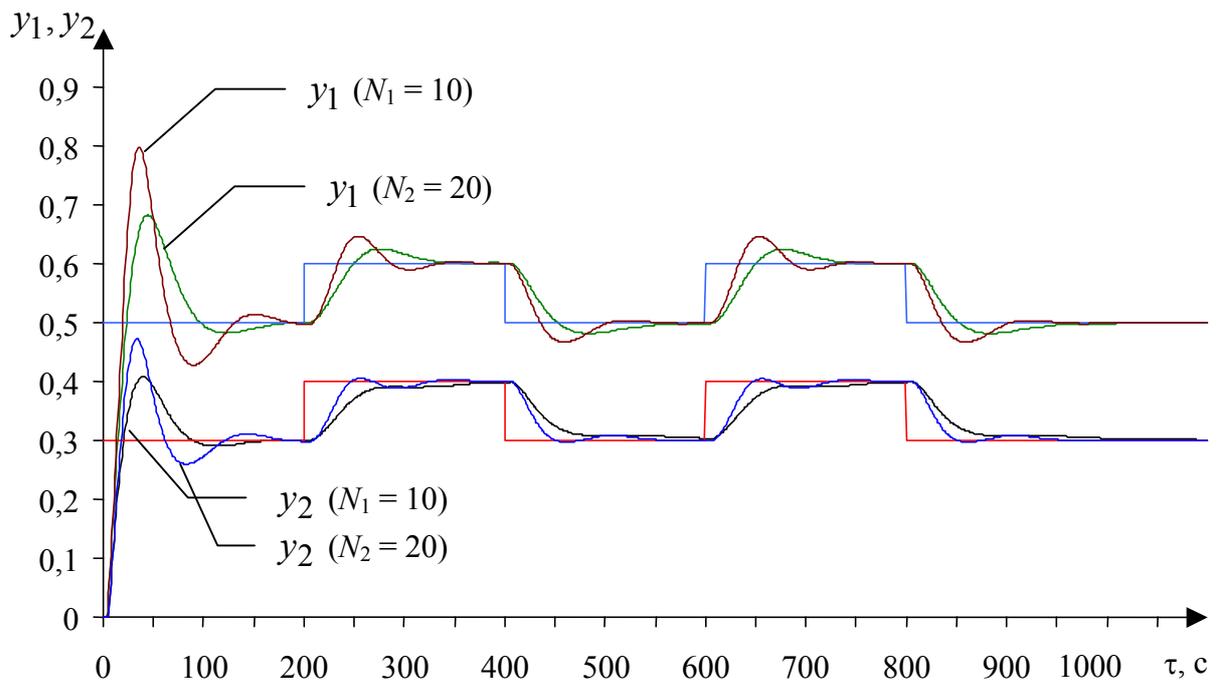
При увеличении значений настроечных параметров  $N_1$  и  $\gamma$  повышается быстродействие системы, но также повышаются значения величины перерегулирования и динамической ошибки, и понижается значение степени затухания переходных процессов. При существенном повышении значений настроечных параметров возможно возникновение незатухающих колебаний и неустойчивость процесса регулирования.

Таблица 1

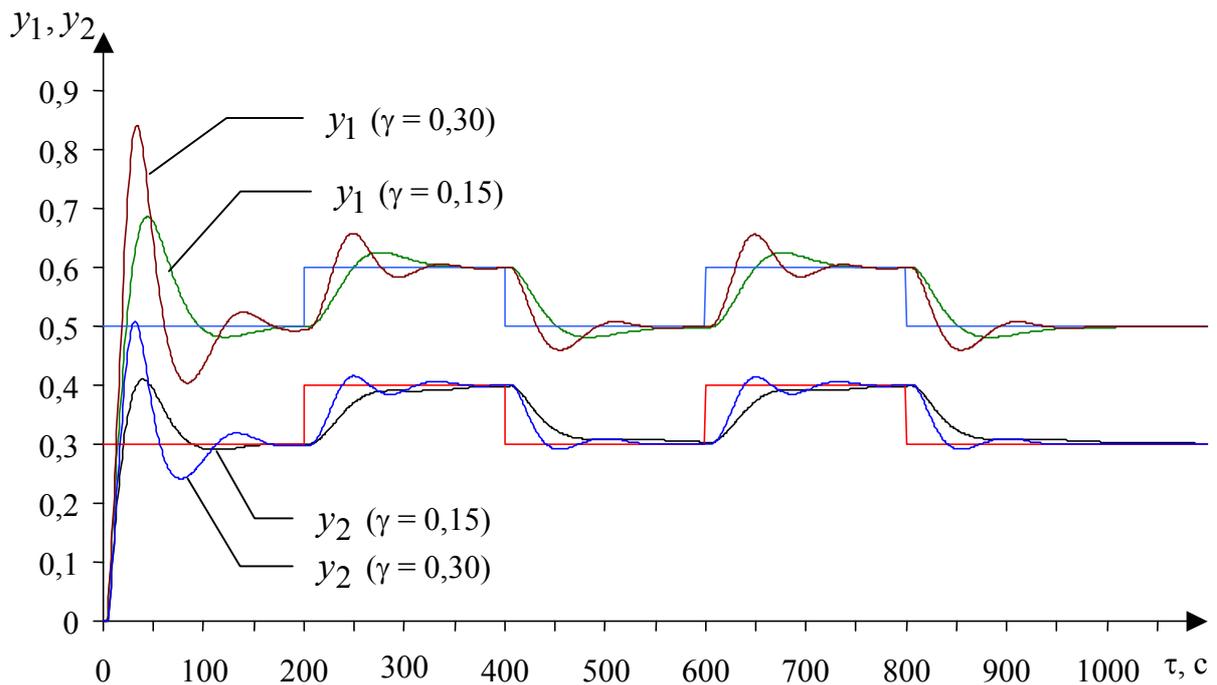
## Исходные данные имитационных исследований

№ рис	$K_{ij}$				$T_{ij}$				$\tau_{ij}$				$N_1$	$\gamma$	Внешние воздействия
	11	12	21	22	11	12	21	22	11	12	21	22			
5													–	0,15	2 зв.
6													10	–	
7	2	0,6	0,6	1	15	10	15	10	5	6	4	6	20	0,15	1 вв.
8															
9															
10	–				15	10	15	10	5	6	4	6	20	0,15	2 зв.

Примечание: зв. – задающие воздействия; вв. – возмущающее воздействия.



**Рис. 5. Влияние числа нейронов  $N_1$  в промежуточном слое на качество процесса регулирования**



**Рис. 6. Влияние коэффициента коррекции веса  $\gamma$  на качество процесса регулирования**

Нейросетевая система управления многосвязными объектами достаточно хорошо обрабатывает как внешние возмущающие воздействия (рис. 7), так и задающие воздействия (рис. 8), а также задающие воздействия, подаваемые противофазно (рис. 9).

В нейросетевой системе управления, как и в классических системах, существенное влияние на качество регулирования оказывают перекрестные каналы. При уменьшении влияния перекрестных связей (уменьшении коэффициента связанности  $\frac{K_{12}K_{21}}{K_{11}K_{22}}$ ) качество регулирования существенно улучшается.

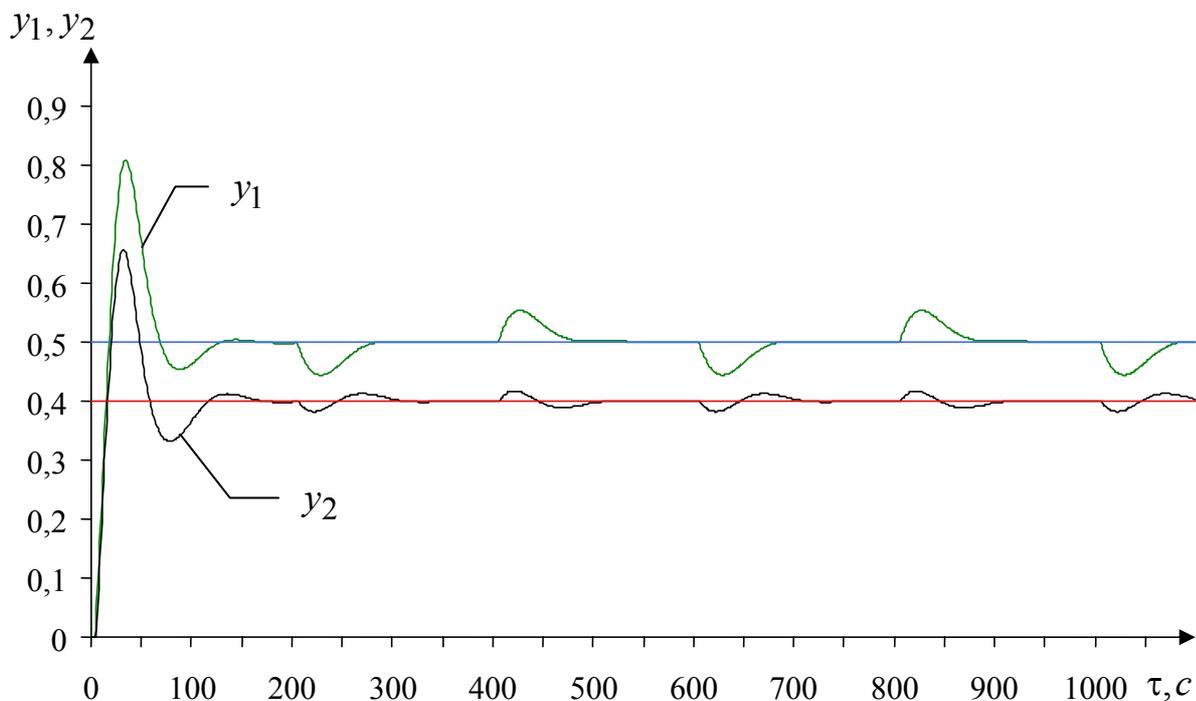


Рис. 7. Процесс обработки возмущения в виде прямоугольной волны

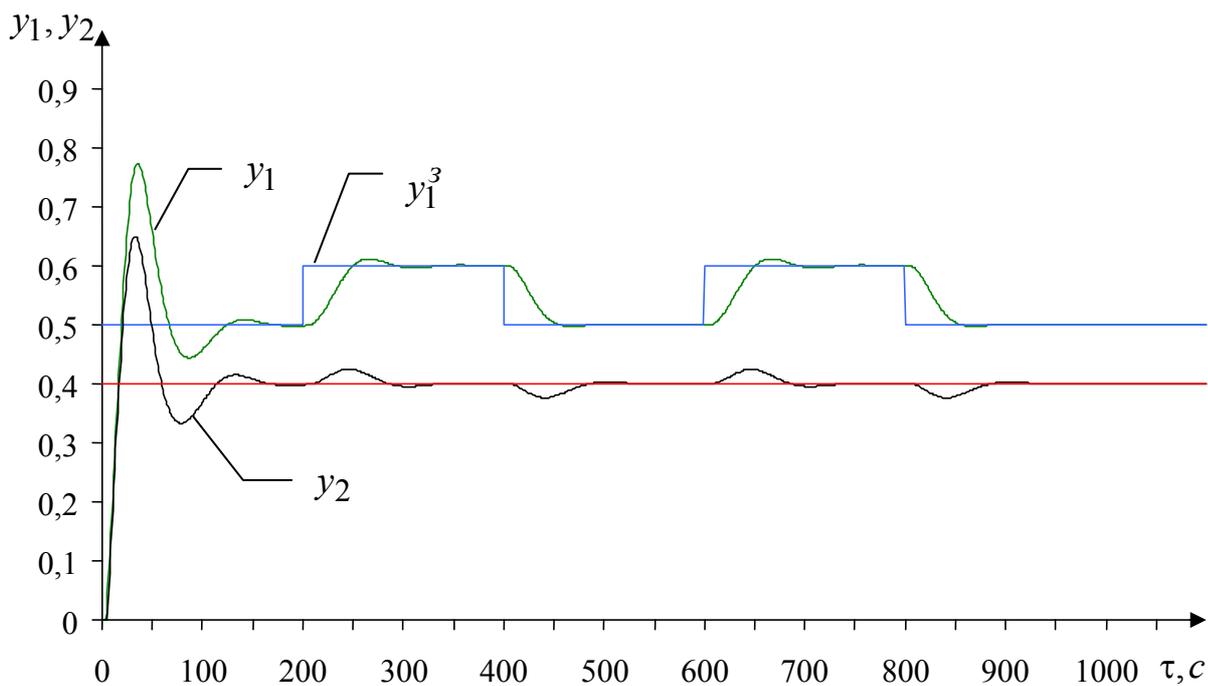
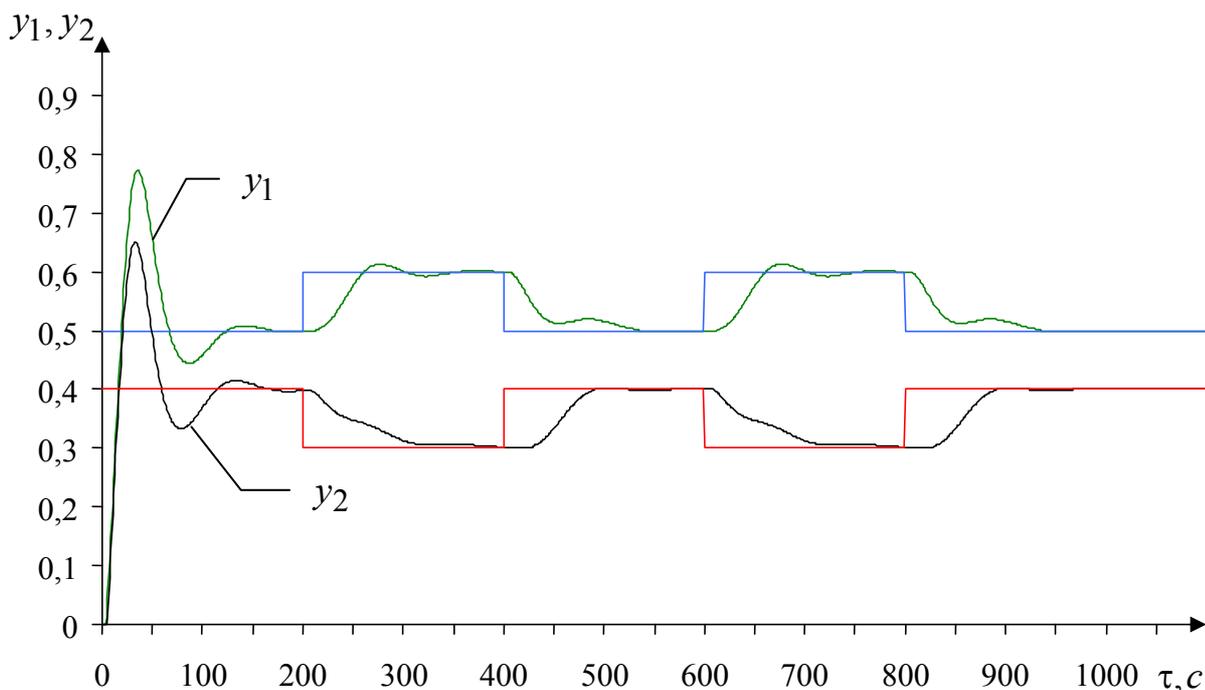


Рис. 8. Процесс обработки одного задающего воздействия  $u_1^3$

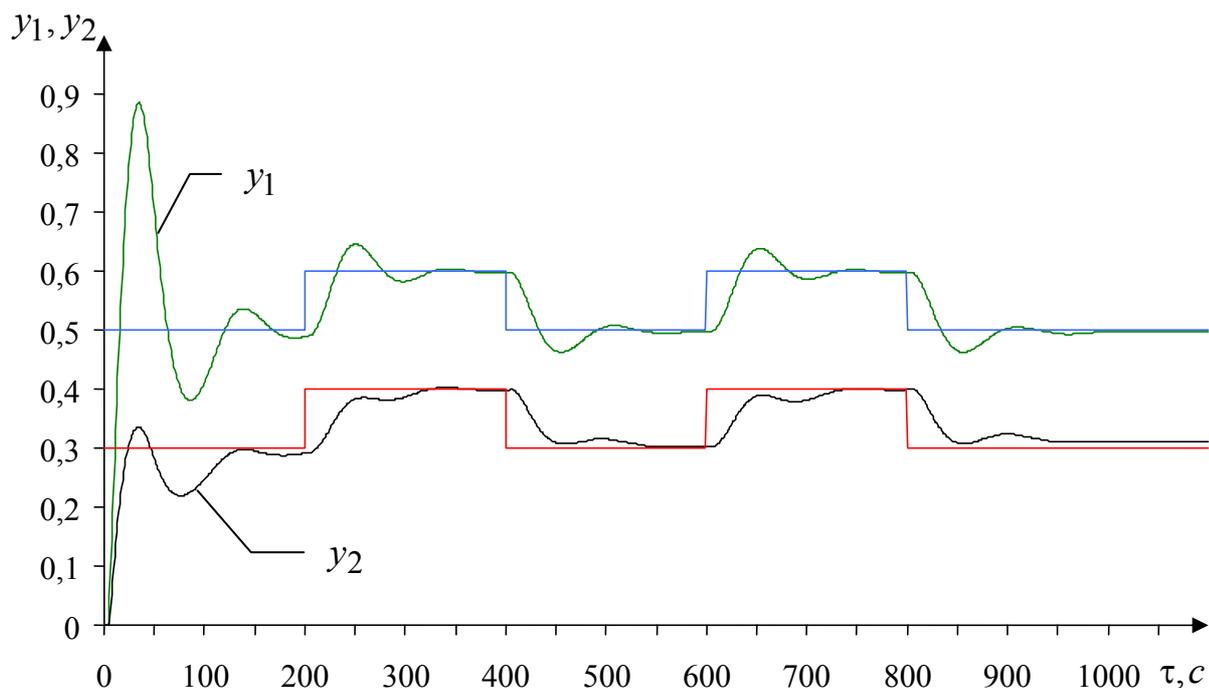


**Рис. 9. Процесс обработки двух задающих воздействий, идущих противофазно**

Важным свойством нейросетевой системы управления является возможность ее эффективной адаптации к изменению свойств объекта управления. В ходе имитационных исследований рассмотрено влияние изменения свойств объекта управления на качество процесса регулирования в системе.

На рис. 10 представлен переходной процесс в системе при обработке двух задающих воздействий  $y_1^3$  и  $y_2^3$  в виде прямоугольных волн. При этом в ходе процесса изменялись коэффициенты усиления по каналам объекта управления: коэффициенты  $K_{11}$  и  $K_{22}$  линейно уменьшались соответственно от 2,0 до 1,0 и от 1,5 до 1,0, а коэффициенты  $K_{12}$  и  $K_{21}$  линейно увеличивались от 0,3 до 0,5 и от 0,4 до 0,6 соответственно. Как видно из рис. 10, высокое качество регулирования сохраняется при достаточно большой вариации (30...100 %) коэффициентов усиления каналов объекта, то есть нейросетевая система управления адаптируется к изменению коэффициентов усиления каналов объекта.

Также рассматриваемая система хорошо адаптируется к изменению постоянных времени и запаздывания – изменение их даже в два-три раза не оказывает существенного влияния на изменение качества регулирования в системе.



**Рис. 10. Процесс обработки задающих воздействий при изменении коэффициентов усиления каналов объекта**

Следует отметить, при адаптации нейросетевой системы к изменению свойств объекта управления более важна не величина изменения какого-либо параметра объекта управления, а скорость изменения этого параметра.

### **Заключение**

Нейросетевая система управления может быть успешно применена для управления как стационарными, так и нестационарными многосвязными объектами. Этому способствуют:

- малое время самонастройки системы при включении на работу с новым объектом управления;
- Возможность адаптивно подстраиваться к изменению динамических свойств объекта управления;
- малая требовательность к вычислительным ресурсам управляющей техники – нейросетевая система управления может быть реализована практически на любом современном программируемом логическом контроллере;

- простота эксплуатации алгоритма и малое количество настроечных параметров: коэффициент коррекции веса и число нейронов в промежуточном слое.

Работоспособность нейросетевой системы управления была опробована на универсальном учебно-лабораторном комплексе, разработанном на кафедре «Информационные процессы и управление» ТГТУ. Алгоритм нейросетевого регулирования реализован на языке С для промышленного контроллера I-7188 компании ICP DAS. В качестве объекта управления выступал промышленный контроллер Ремиконт Р-110, в котором программно моделировались передаточные функции вида (12).

### *Список литературы*

1. Автоматическое управление в химической промышленности : учеб. для вузов / под ред. Е.Г. Дудникова. – М. : Химия, 1987. – 368 с.

2. Оссовский, С. Нейронные сети для обработки информации / С. Оссовский ; пер. с пол. – М. : Финансы и статистика, 2004. – 344 с.

3. Фролов, С.В. Самонастраивающаяся нейросетевая система управления / С.В. Фролов, И.А. Елизаров, М.Н. Солуданов // Вестник ТГТУ.– 2005.– Т. 11, №4. – С. 848–854.

---

## SELF-ADJUSTABLE NEURAL NETWORK CONTROL SYSTEM OF MULTILINKED DINAMIC OBJECT

**I.A. Elizarov, M.N. Soludanov**

**Key words and phrases:** neural network; self-adjustable system; control of multilinked object.

**Annotation:** A self-adjustable control system of multilinked dynamic objects, constructed on basis of neural network of Multi-Layer Perceptron type, has been examined. The system description and basic calculations have been presented. The system proves to be capable of controlling multilinked dinamic object.