

# Синтез системы нейронного управления многоприводным промышленным механизмом

А. М. Белов, М. П. Белов

Санкт-Петербургский государственный электротехнический университет  
«ЛЭТИ» им. В.И. Ульянова (Ленина)  
milesa58@mail.ru

**Аннотация.** В докладе рассматриваются много приводные промышленные механизмы (агрегаты) с нелинейными элементами (фрикционными, зонами нечувствительности и др.). На системы управления электроприводами оказывают влияние случайные возмущающие воздействия. Для обеспечения требуемых динамических характеристик систем управления, содержащих несколько электроприводов, синтезируются регуляторы, которые компенсируют эти возмущения. Для решения этой задачи была разработана методика синтеза регуляторов на основе нейронной сети (НС) с обучением.

**Ключевые слова:** нейронный регулятор, многоприводной электрический привод, промышленный механизм, система управления, нейронная сеть (НС)

## I. ИСХОДНЫЕ ПРЕДПОСЫЛКИ К СИНТЕЗУ НЕЙРОННОГО РЕГУЛЯТОРА

В механической подсистеме много приводных промышленных механизмах или агрегатах существуют нелинейные элементы (фрикционные, зоны нечувствительности, упругости и др.). Так же на системы управления электроприводами оказывают влияние случайные возмущающие воздействия. Поэтому для обеспечения требуемых динамических характеристик систем управления, содержащих несколько электроприводов необходимо синтезировать регуляторы, которые бы компенсировали эти возмущения. В связи с тем, что в системе управления действуют случайные возмущающие воздействия, коэффициенты синтезируемых регуляторов должны пересчитываться при изменении рабочего режима. Для решения этой задачи была разработана методика синтеза регуляторов на основе нейронной сети (НС) с обучением [1].

## II. МЕТОДИКА СИНТЕЗА НЕЙРОННОГО РЕГУЛЯТОРА

Синтез нейронного регулятора осуществляется в два этапа: на первом этапе синтезируем оптимальный регулятор системы управления электроприводом для получения оптимальных характеристик, например скорости или положения; на втором – выбираем структуру НС, метод ее обучения и проведение обучения с учетом оптимальных характеристик, полученных на первом этапе синтеза нейронного регулятора.

Для получения закона оптимального управления применим метод  $\theta$ -D. При решении уравнения Гамильтон–Якоби–Беллмана (Г–Я–Б) оно преобразуется в систему алгебраических уравнений Ляпунова. При формировании критерия качества учитываются выше перечисленные возмущающие воздействия. На этапе синтеза нейронного регулятора проверяется устойчивость системы управления электроприводом.

При синтезе нейронного регулятора применяется метод обучения Байесовской регрессии.

Для приближенного решения уравнения Г–Я–Б применяется НС с использованием робастного оптимального управления электроприводами промышленного механизма, представленного на рис. 1.

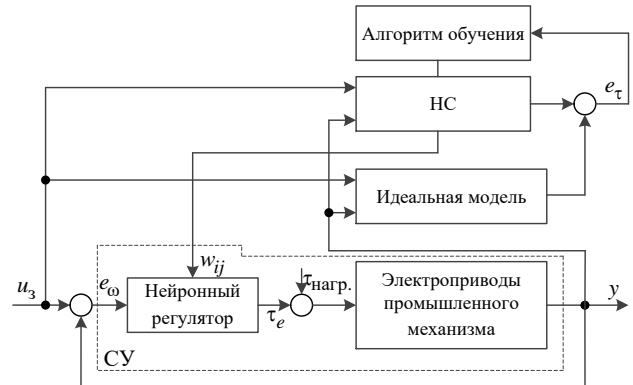


Рис. 1. Функциональная схема робастного оптимального управления электроприводами промышленного механизма на основе метода  $\theta$ -D

Структурная схема искусственной нейронной сети показана на рис. 2.

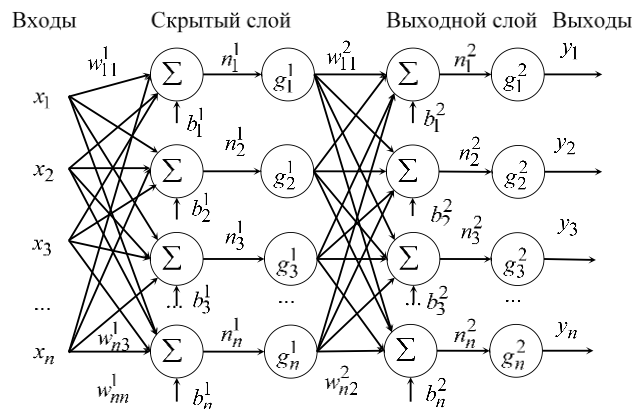


Рис. 2. Структурная схема искусственной нейронной сети

На рис. 2 введены следующие переменные:  $\mathbf{x} = [x_0, x_1, x_2, \dots, x_n]^T$  – вектор входных переменных, например, величины заданий скорости на  $n$  электроприводов;  $\mathbf{y} = [y_0, y_1, y_2, \dots, y_m]^T$  – вектор выходных переменных, например, величин положения или скоростей;  $\mathbf{W} = [w_1, w_2, \dots, w_L]^T$  – матрица весовых коэффициентов,  $L$  – число нейронов скрытого слоя. В

этом случае выходные переменные НС можно записать в виде  $\mathbf{y} = \mathbf{W}^T \boldsymbol{\sigma}(x)$ , где  $\boldsymbol{\sigma}(x) = [\sigma_1(x), \sigma_2(x), \dots, \sigma_L(x)]^T$  – вектор функций активации НС. Нейронная сеть, представленная на рис. 2 имеет один скрытый слой с переменными  $g_i^j$  и выходной слой с весовыми смещениями  $b_i^j$  где  $j = 1, 2; i = 1, 2, \dots, n$ .

Критерий качества при проведении синтеза нейронного регулятора системы управления промышленного механизма с  $n$  электроприводами был принят в виде:

$$\hat{V}(x) = \sum_{j=1}^L w_j \sigma_j(x) = \mathbf{W}^T \boldsymbol{\sigma}(x), \quad (1)$$

Выбор функции активации  $\boldsymbol{\sigma}(x)$  должен удовлетворять следующим условиям:  $\hat{V}(0) = 0$  и  $\hat{V}(x) > 0, \forall x \neq 0$ .

Тогда уравнение (1) для одной из переменных можно записать в вид

$$\hat{V}_x(x) = \frac{\partial \hat{V}(x)}{\partial x} = \nabla \boldsymbol{\sigma}^T(x) \mathbf{W} = \sum_{i=0}^{\infty} \mathbf{T}_i(x, \theta) \theta^i \hat{\mathbf{x}}, \quad (2)$$

где  $\nabla \boldsymbol{\sigma}(x) = \frac{\partial \boldsymbol{\sigma}(x)}{\partial x}$  – функция Якоби. Тогда проделав некоторые преобразования [1] уравнение (2) будет иметь вид:

$$\begin{aligned} & (\hat{V}_x(x))^T \mathbf{f}(x) + \frac{1}{2} \mathbf{x}^T \left[ \mathbf{Q} + \sum_{i=1}^{\infty} \mathbf{D}_i \theta^i \right] \mathbf{x} - \\ & - (\hat{V}_x(x))^T \mathbf{B}(x) \times \mathbf{R}^{-1} \mathbf{B}(x)^T \hat{V}_x(x) = 0 \\ & \left( \mathbf{W}^T \nabla \boldsymbol{\sigma}(x) \right) \mathbf{f}(x) + \frac{1}{2} \mathbf{x}^T \left[ \mathbf{Q} + \sum_{i=1}^{\infty} \mathbf{D}_i \theta^i \right] \mathbf{x} - \\ & - \left( \mathbf{W}^T \nabla \boldsymbol{\sigma}(x) \right) \mathbf{B}(x) \times \mathbf{R}^{-1} \mathbf{B}(x)^T \left( \nabla \boldsymbol{\sigma}^T(x) \mathbf{W} \right) = 0 \end{aligned}$$

Тогда управляющий сигнал на входе системы нейронного управления многоприводным промышленным механизмом можно записать в виде:

$$\mathbf{u}(x) = -\frac{1}{2} \mathbf{R}^{-1} \mathbf{B}^T(x) \left( \nabla \boldsymbol{\sigma}^T(x) \mathbf{W} \right). \quad (3)$$

Таким образом, решение уравнения Г–Я–Б, соответствует ограниченному управлению, с использованием не квадратичного функционала критерия качества.

Весовые коэффициенты нейронного регулятора будут настраиваться таким образом, чтобы минимизировать ошибку при воздействии на СУ как внутренних нелинейностей механической подсистемы, так и действие случайных внешних воздействий [2]. Величину ошибки выходной переменной по отношению к весовой функции НС можно записать в виде:

$$\forall \mathbf{L} \left( \mathbf{V}^D(x) = \sum_{j=1}^L w_j \sigma_j(x), u \right) = \mathbf{e}_L(x).$$

Для решения данного уравнения используется метод Финлэйсона [3].

Для обучения НС регулятора применяется определенным образом сформированная обучающая выборка. Так как обучающая выборка подчиняется нормальному закону распределения, то запишем функцию правдоподобия ее в виде:

$$\begin{aligned} p(\mathbf{t} | X, \mathbf{w}) &= \prod_{i=1}^n N(t_i | f(\mathbf{x}_i, \mathbf{w}), \sigma^2) = \\ &= \prod_{i=1}^n \frac{1}{\sqrt{2\sigma}} \exp \left( -\frac{(t_i - \mathbf{w}^T \boldsymbol{\phi}(x_i))^2}{2\sigma^2} \right) = \\ &= \frac{1}{(\sqrt{2\pi}\sigma)^n} \exp \left( -\frac{\sum_{i=1}^n (t_i - \mathbf{w}^T \boldsymbol{\phi}(x_i))^2}{2\sigma^2} \right) \end{aligned}$$

Взяв логарифм от этой функции, получим следующее выражение, описывающее получаемые значения обучающей выборки:

$$\begin{aligned} & -\frac{1}{2\sigma^2} \sum_{i=1}^n (t_i - \mathbf{w}^T \boldsymbol{\Phi}(x_i))^2 = \\ & = -\frac{1}{2\sigma^2} (\mathbf{t} - \boldsymbol{\Phi} \mathbf{w})^T (\mathbf{t} - \boldsymbol{\Phi} \mathbf{w}) \rightarrow \max_{\mathbf{w}} \end{aligned}$$

где  $\boldsymbol{\Phi} = \left[ \boldsymbol{\phi}(x_1)^T, \dots, \boldsymbol{\phi}(x_n)^T \right]^T$  – матрица параметров обучающей выборки,  $\mathbf{w}$  – вес входных параметров входного слоя НС регулятора.

Если приравнять к нулю производные функции обоснованности по  $\alpha$  и  $\sigma^2$ , то получим формулы для пересчета параметров, которые имеют следующий вид:

$$\begin{aligned} \alpha_i^{new} &= \frac{\gamma_i}{2 w_{MP,i}} , \gamma_i = \\ &= 1 - \alpha_i^{old} \sum_{ii} , (\sigma^2)^{new} = \frac{\|\mathbf{t} - \boldsymbol{\Phi} \mathbf{w}\|^2}{n - \sum_{i=1}^m \gamma_i} \end{aligned}$$

где  $\Sigma = (\beta \boldsymbol{\Phi}^T \boldsymbol{\Phi} + A)^{-1}$ ,  $\mathbf{w}_{MP} = \beta \Sigma \boldsymbol{\Phi}^T \mathbf{t}$ .

Таким образом, синтез нейронного регулятора СУ промышленного механизма с  $n$  электроприводами может свестись к следующим этапам:

1. Моделируется управление в виде уравнения (3).

2. Находятся локально контролируемые матрицы параметров  $\boldsymbol{\Phi}$  и выполняются локальные задачи управления.

3. Определяется структура нейронного регулятора в зависимости от желаемого качества управления, действия случайных возмущающих воздействий и неопределенности характера математической модели и объекта управления.

4. Синтезируется закон управления для класса выбранных локальных переменных и сформированного функционала качества. На этом этапе необходимо также рассмотреть соблюдение устойчивости системы управления.

5. Синтезируется архитектура нейронной сети. Для промышленных механизмов анализ существующих работ показал, что в качестве НС в основном применяются нейронные сети прямого распространения. На этом этапе решаются задачи в выборе количества слоев, минимального количества нейронов в слое. Основным критерием для выбора этих характеристик может быть скорость работы нейронного регулятора. Количество нейронов в слое определяется требованием к точности управления, зависит от структуры промышленного механизма и технологии, для которой применяется этот механизм.

Анализ различных источников информации показал, что при многомерном управлении, на пример, электроприводами фрезерного станка, могут использоваться два типа многослойных нейронных сетей имеющих: статическую и сегментную структуры.

6. Процесс обучения НС регулятора. Основными требованиями существующих стандартов по обучению НС является следующее: 1) все входные параметры НС должны быть измеряемыми или вычисляемыми; 2) достигать цели управления электроприводами промышленного механизма.

Алгоритм обучения нейронной сети сводится к решению уравнения:

$$\begin{aligned} \dot{w}_j &= -\Gamma \frac{\partial \tilde{Q}_j(\mathbf{w}, \mathbf{x}, \Psi_j)}{\partial w_j} = \\ &= -\Gamma \left( \frac{\partial \mathbf{q}_j}{\partial w_j} \right)^T \frac{\partial \tilde{Q}_j(\mathbf{w}, \mathbf{x}, \Psi_j)}{\partial q_j}, \end{aligned} \quad (4)$$

где  $\frac{\partial \mathbf{q}_j}{\partial w_j}$  вычисляется методом распространения ошибок, а производная

$$\frac{\partial \tilde{Q}_j(\mathbf{w}, \mathbf{x}, \Psi_j)}{\partial q_j} = \frac{\partial \tilde{Q}_j(\mathbf{w}, \mathbf{x}, \Psi_j)}{\partial g(\mathbf{w}, \mathbf{x}, \Psi_j)} \frac{\partial g(\mathbf{w}, \mathbf{x}, \Psi_j)}{\partial q_j}$$

позволяет вычислять ошибки обучения.

7. Проверка алгоритмов обучения НС.

8. Работа нейронного регулятора в структуре СУ электроприводами промышленного механизма и если потребуется корректировка изложенной методики синтеза нейронного регулятора.

### III. ПРИМЕР СИНТЕЗА ПРИМЕНЕНИЯ СИНТЕЗИРОВАННОГО НЕЙРОННОГО РЕГУЛЯТОРА

В докладе рассматривается пример применения синтезированного нейронного регулятора для электроприводов фрезерного станка.

В качестве электроприводов перемещения стола по координатам  $x$  и  $y$  используется асинхронный электродвигатель с короткозамкнутым ротором типа АИР22 L4 мощностью  $P_{\text{ном}} = 2,2 \text{ кВт}$ . Момент инерции электродвигателя и движущихся частей привода стола соответственно  $J_1 = 0,0175 \text{ кг} \cdot \text{м}^2$ ;  $J_2 = 0,0194 \text{ кг} \cdot \text{м}^2$ .

Моделирование СУ электроприводами фрезерного станка с нейронными регуляторами проводилось в математическом пакете Matlab/Simulink в сравнении трех типов регуляторов: линейного квадратичного; робастного регулятора  $\theta$ -D; нейронного регулятора. При моделировании применяли различные виды нагрузок: линейную; синусоидальную (амплитуда  $\Delta M_c = 5$  (Н·м), частота 20 (рад./с); случайную с мощностью: 0,12, дискрет и временем: 0.001 (с)

Тогда параметры управления можно записать в виде

$$V(q, \dot{q}) = \begin{bmatrix} -(9,5 + 0,5\Delta M_c)(2\dot{q}_1 + \dot{q}_2)\dot{q}_2 s_2 \\ (9,5 + 0,5\Delta M_c)\dot{q}_1^2 s_2 \end{bmatrix};$$

Параметры линейного квадратичного регулятора:

$$\begin{aligned} \mathbf{R}_1 &= \begin{bmatrix} 0.198 & 0 \\ 0 & 0.201 \end{bmatrix}; \\ \mathbf{R}_2 &= \begin{bmatrix} 1.292 \times 10^{-3} & 0 \\ 0 & 2.799 \times 10^{-3} \end{bmatrix}; \\ \mathbf{R} &= \begin{bmatrix} \mathbf{R}_1 \\ \mathbf{R}_2 \end{bmatrix}; \mathbf{u} = -\mathbf{R}^{-1} \mathbf{B}^T \mathbf{x}. \end{aligned}$$

Параметры робастного регулятора  $\theta$ -D:

$$\begin{aligned} \mathbf{R}_1 &= \begin{bmatrix} 2.175 \times 10^{-2} & 0 \\ 0 & 1.290 \times 10^{-2} \end{bmatrix}; \\ \mathbf{R}_2 &= \begin{bmatrix} 11.90 \times 10^{-2} & 2.24 \times 10^{-4} \\ 2.24 \times 10^{-4} & 1.290 \times 10^{-2} \end{bmatrix}; \mathbf{R} = \begin{bmatrix} \mathbf{R}_1 \\ \mathbf{R}_2 \end{bmatrix} \\ \mathbf{T}_0 &= \begin{bmatrix} 80 & 2.0 \times 10^{-3} \\ 2.0 \times 10^{-3} & 80 \end{bmatrix}; \\ \mathbf{T}_1 &= (1 - 51)e^{-110t} \mathbf{B}^T(x) \begin{bmatrix} 2.0 \times 10^{-2} & 1.5 \times 10^{-4} \\ 1.5 \times 10^{-4} & 5.5 \times 10^{-2} \end{bmatrix}; \end{aligned}$$

$$\mathbf{T}_2 = (1 - 51)e^{-110t} \mathbf{B}^T(x) \begin{bmatrix} 2.25 \times 10^{-2} & 6.375 \times 10^{-4} \\ 6.375 \times 10^{-4} & 2.25 \times 10^{-2} \end{bmatrix};$$

$$\mathbf{u} = -\mathbf{R}^{-1} \mathbf{B}^T(x) \sum_{i=0}^{\infty} \mathbf{T}_i(x, \theta) \theta^i \mathbf{x}, i = \{0, 1, 2\}.$$

Структурная схема нейронного регулятора представлена на рис. 3.

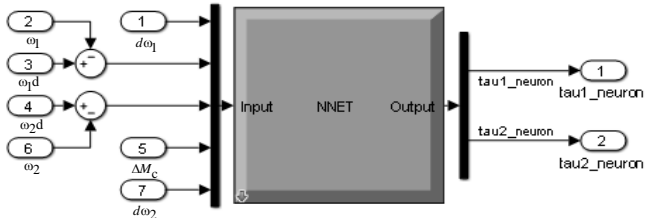


Рис. 3. Структурная схема нейронного регулятора

Значения элементов НС после проведенных вычислений будут следующие:

$$\text{Входы: } \mathbf{x} = [x_1 \ x_2 \ x_3 \ x_4]^T = [\omega_1 \ s_1 \ s_2 \ \Delta M_c]^T;$$

Функции  $g$  скрытого слоя:

$$g(n_{4 \times 1}^1) = \text{tansig} \left( \sum_{k=1}^4 w_{kj}^1 x_k + b_k^1 \right);$$

Функции  $g$  выходного слоя:

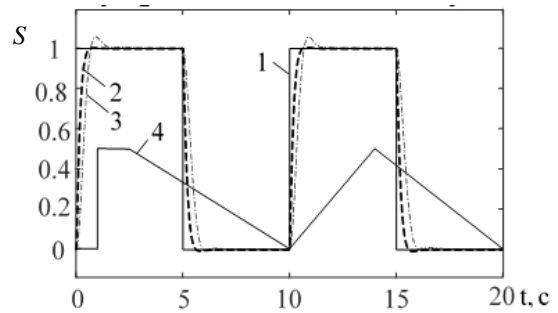
$$g(n_{2 \times 1}^2) = \text{purelin} \left( \sum_{j=1}^2 w_{ji}^2 g(n_{4 \times 1}^1) + b_j^2 \right);$$

$$\text{Выходы: } \mathbf{y} = [S_1 \ S_2]^T = [\tau_1 \ \tau_2]^T;$$

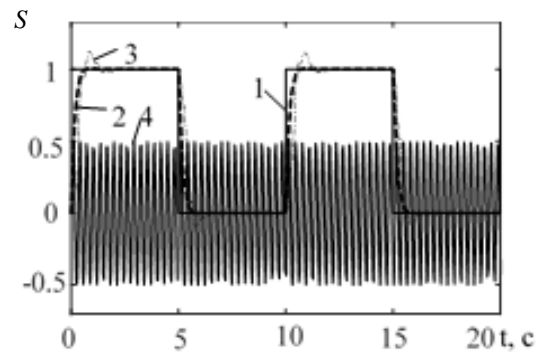
$$y_i = g(n_{2 \times 1}^2) = \text{purelin} \left( \sum_{j=1}^2 w_{ji}^2 \left( \sum_{k=1}^4 w_{kj}^1 x_k + b_k^1 \right) + b_j^2 \right) =$$

$$= \text{purelin} \left( \sum_{j=1}^2 w_{ji}^2 \text{tansig} \left( \sum_{k=1}^4 w_{kj}^1 x_k + b_k^1 \right) + b_j^2 \right)$$

Результаты моделирования представлены на рис. 4, 5. На рисунках цифрами обозначены: 1 – входной сигнал; выходные сигналы, использующие различные методы управления: 2 – с нейронным регулятором, 3 –  $\theta$ -D; 4 – сигнал моделируемой нагрузки в системе управления; 5 – скорость электропривода при использовании нейронного регулятора; 6 – выходная скорость при использовании управления по методу  $\theta$ -D.

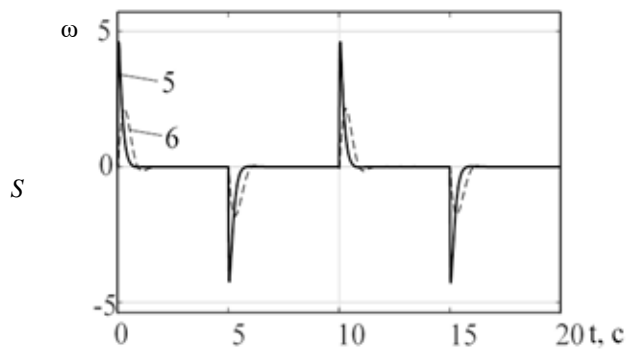


а)

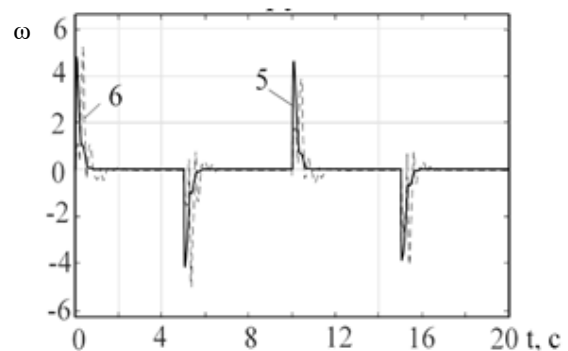


б)

Рис. 4. Положение фрезерного стола по одной из координат при действии на СУ линейной а) и синусоидальной б) нагрузок



а)



б)

Рис. 5. Скорость электропривода по одной из координат при действии на СУ линейной а) и синусоидальной б) нагрузок

Как видно из графиков (рис. 4, 5), при возникновении случайной нагрузки нейронный регулятор компенсирует ее более успешно, чем это делает обычный ПИ-регулятор.

#### IV. ЗАКЛЮЧЕНИЕ

В дальнейшем предполагается провести исследования возможности применения синтезированной структуры нейронного регулятора для других промышленных механизмов, работающих в различных режимах.

#### СПИСОК ЛИТЕРАТУРЫ

- [1] Белов М.П. Моделирование компьютеризированных электроприводных систем. СПб.: Изд-во ООО «Технолит», 2008, 172.
- [2] Chan D.H. Нелинейное оптимальное управление роботами-манипуляторами в неопределенных условиях. / М.П. Белов, Д.Н. Чан, Ч.Х. Фьюнг // Известия СПбГЭТУ «ЛЭТИ». Серия "Электротехника": сб. науч. тр. СПб. 2018. Вып. 6. С. 52–59.
- [3] Haddad M.W. Optimal non-linear robust control for non-linear uncertain systems / W.M. Haddad, V. Chellaboina, J.L. Fausz & A. Leonessa // International Journal of Control, 2000, vol. 73, no. 4, pp. 329-342.