

НЕЙРО-ФАЗЗИ РЕГУЛЯТОР В СИСТЕМЕ ПОЗИЦИОННОГО ЭЛЕКТРОПРИВОДА

Разработка и использование интеллектуальных адаптивных системы управления позволяют значительно улучшить качество и производительность технологических процессов. Наряду с этим появляется возможность оптимизации электромеханических систем по критерию минимума затрат электрической энергии. Проблемам энергозатрат посвящено немало работ, что свидетельствует об актуальности данной проблемы. В отношении позиционных электроприводов, доказано что незначительное увеличение времени позиционирования, если такое допускается требованиями технологического процесса, приводит к значительному снижению затрат электроэнергии [2].

Системы управления с элементами фаззи-логики хорошо зарекомендовали себя в решении задач повышения точности позиционирования, в свою очередь интеграция фаззи-логики с нейросетевыми технологиями позволяет уменьшить время позиционирования без существенного снижения точности позиционирования.

Целью работы является оптимизация нелинейной системы управления позиционного электропривода для повышения быстродействия и снижения энергозатрат, при помощи нейро-фаззи регулятора (НФР).

В работе [1] была построена линейная фаззи-модель электромеханической системы (ЭМС) с фаззи-регулятором Takagi-Sugeno. Нейронные сети хорошо решают задачи распознавания образов. Под образом в данном случае можно понимать определенное состояние системы в момент времени t_i . Каждому образу соответствует свой вектор компенсирующих воздействий. Таким образом искусственная нейронная сеть выполняет функцию идентификатора состояний (образов) системы.

Система вида:

$$\dot{x} = f(x, u, f_{comp}) \quad (1)$$

где $x = (x_1, \dots, x_n)^T$ - вектор переменных состояния; $f_{comp} = (f_1, \dots, f_n)^m$ - вектор компенсирующих воздействий. Вектор f_{comp} может принимать множество конфигураций m . В соответствие вектору f_{comp} ставится вектор $v = (v_1, \dots, v_m)^T \in \{0,1\}^m$, содержащий логические компоненты.

С учетом выше изложенного множеству конфигураций вектора компенсирующего воздействия соответствует множество конфигураций логического вектора:

$$\{\text{variation}_i(v), i = 1 \dots m\} = \left\{ \begin{pmatrix} 1 \\ 0 \\ \vdots \\ 0 \end{pmatrix}_1 \dots \begin{pmatrix} 0 \\ 1 \\ \vdots \\ 0 \end{pmatrix}_i \dots \begin{pmatrix} 0 \\ 0 \\ \vdots \\ 1 \end{pmatrix}_m \right\}$$

Система (1) с учетом преобразований примет вид: $(\dot{x})_i = f(x, u, \text{variation}_i(v))$

Для реализации алгоритма нейро-фаззи регулятора была построена и обучена трехслойная нейронная сеть со структурой: 2 нейрона во входном слое (выполняют распределительную функцию), 7 нейронов в скрытом слое, 4 нейрона в выходном слое. Вопрос выбора количества нейронов скрытого слоя представляет собой компромисс между точностью получаемых результатов и скоростью обучения сети, в данном случае достаточно 7 нейронов для получения удовлетворительных результатов.

Для i -го нейрона выходного слоя, значение v_i имеет следующую форму:

$$v_i = f \left(\sum_{j=1}^m w_{ij}^o \cdot f \left(\sum_{k=1}^n w_{jk}^h \cdot in_k + wb_j^h \cdot bias \right) + wb_i^o \cdot bias \right)$$

где in_k - k -й вход ИНС; w_{jk}^h - веса синаптических связей между входным и скрытым слоем; wb_j^h - j -й вес смещения скрытого слоя; $bias$ - смещение скрытого и выходного слоев ($bias = 1$); w_{ij}^o - веса синаптических связей между скрытым и выходным слоем; wb_i^o - i -й вес смещения выходного слоя.

Матричная форма выхода ИНС:

$$v = F(W^o \cdot F(W_{input}^h + Wb^h) + Wb^o)$$

Обучение ИНС проводилось на основе, так называемой процедуры обратного распределения ошибки, с модифицированным алгоритмом настройки весовых коэффициентов и степеней активационных функций. В качестве активационной функции была принята функция логического сигмоида.

Для ИНС, после обучения, получены значения весовых коэффициентов представленных в таблице 1.

Таблица 1 – Весовые коэффициенты нейронов скрытого W^h , W_b^h и выходного W^o , W_b^o слоя

Нейрон скрытого слоя	Значение весового коэффициента		Коэффициент смещения	Весовой коэффициент выходного слоя	Нейрон выходного слоя			
	1	2			1	2	3	4
1	0.98	1.05	-0.12	1	11.29	-6.74	-11.27	-2.16
2	-10.17	15.03	-0.23	2	0.11	3.65	-0.10	-1.71
3	-9.66	15.85	-2.37	3	-0.45	0.67	-1.76	-2.53
4	5.12	2.48	3.72	4	2.07	-4.65	2.10	-0.03
5	-9.86	13.99	-0.89	5	-0.88	4.93	-1.59	-4.20
6	-10.49	16.10	-0.12	6	1.59	-0.38	-0.32	-3.06
7	3.62	-1.87	-0.38	7	-4.36	9.80	4.49	-8.99
				Смещение	-4.43	-1.43	-3.15	1.11

Обучение сети составило 527837 эпох или циклов настраивания весовых коэффициентов.

ЭМС с НФР была промоделирована в пакете Matlab/Simulink. В результате моделирования позиционной ЭМС с НФР соответствующей структуре приведенной в [1] получены результаты представленные на рис. 1 и рис. 2.

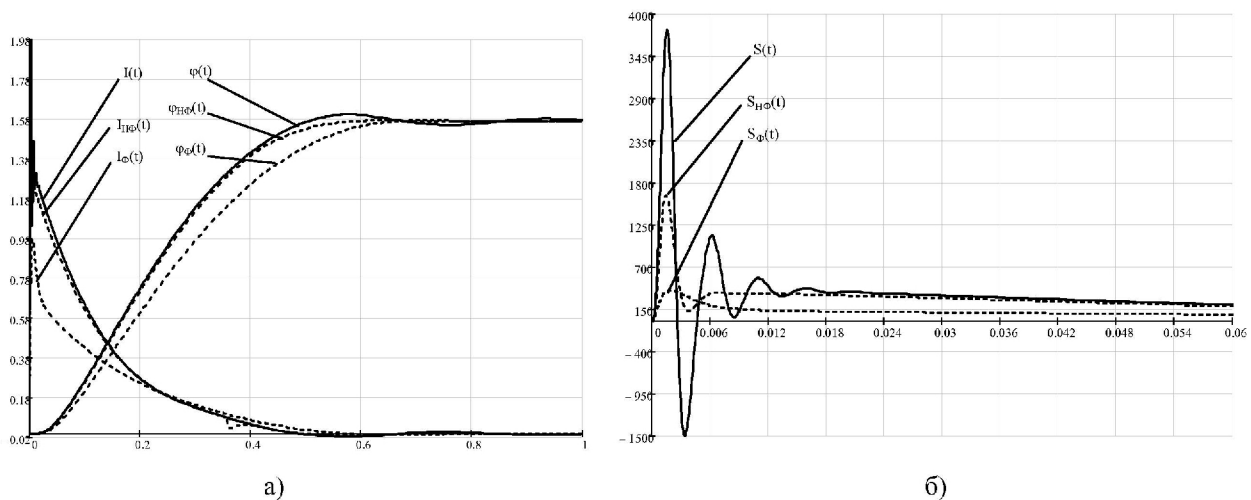


Рис. 1 – а) переходные процессы в позиционном электроприводе; б) мощность, потребляемая позиционным электроприводом при отработке сигнала задания на перемещение

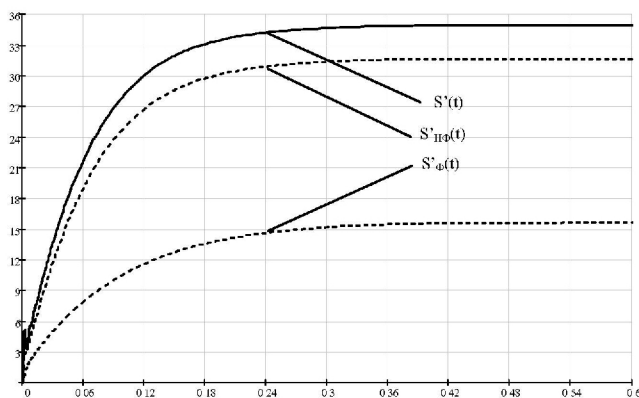


Рис. 2 – Интегральная оценка мощности, потребляемой позиционным электроприводом при отработке сигнала задания на перемещение

Выводы. Применение фаззи-регулятора и нейро-фаззи регулятора в режиме параллельной коррекции позволяет улучшить качество переходных процессов в позиционном электроприводе. Наблюдается эффект снижения потребляемой электроприводом мощности в динамическом режиме при отработке сигнала задания на перемещение.

Литература

1. Панкратов А.И., Побочий В.Г. Оптимизация нелинейной позиционной электромеханической системы на основе фаззи-регулятора Takagi-Sugeno. /Сборник научных трудов днепропетровского государственного технического университета. «Проблемы автоматизированного электропривода. Теория и практика», 2007. – 607с
2. Толочко О.И., Розкаряка П.И. Расчет энергопотребления позиционного электропривода, реализующего оптимальное по тепловым потерям управление. /Научные труды донецкого национального технического университета. Серия «Электротехника и энергетика», Выпуск 7(128). 2007. – 307с