



Международный журнал информационных технологий и энергоэффективности

Сайт журнала: <http://www.openaccessscience.ru/index.php/ijcse/>



УДК 004.896

СПОСОБ УПРАВЛЕНИЯ ПРОМЫШЛЕННЫМИ ОБЪЕКТАМИ НА ОСНОВЕ РЕКУРРЕНТНОЙ НЕЙРОННОЙ СЕТИ

Павлюченкова М.В., Прокуденков Н.П.

Филиал федерального государственного бюджетного образовательного учреждения высшего образования «Национальный исследовательский университет МЭИ» в г. Смоленске, Россия (214013, г. Смоленск, Энергетический проезд, дом 1); e-mail: mashulya.pavlyuchenkova@mail.ru

Статья посвящена проблеме автоматического управления на основе нейронных сетей. Предлагается способ управления промышленным объектом на основе нейронной сети долгой краткосрочной памяти и многослойного персептрона, который позволяет улучшить показатели качества управления, такие как время регулирования, перерегулирование и интегральный квадратичный показатель качества управления, при изменении параметров объекта управления в ходе работы. Сеть долгой краткосрочной памяти (LSTM) – рекуррентная нейронная сеть, основной особенностью которой является способность построения долгосрочных зависимостей. Способ управления заключается в распознавании значений параметра объекта управления и настройке коэффициентов ПИД регулятора для распознанного объекта. Обучение сетей проводится на данных, полученных в ходе активного эксперимента. Данными для обучения являются входной и выходной сигналы объекта управления. После обучения сети включаются систему управления.

Ключевые слова: рекуррентные нейронные сети, промышленные объекты управления, показатели качества управления, алгоритм обучения, ПИД-регулятор

METHOD OF MANAGEMENT OF INDUSTRIAL OBJECTS BASED ON RECURRENT NEURAL NETWORKS

Pavljuchenkova M.V., Prokudenkov N.P.

Smolensk Branch of Federal state budgetary educational institution of higher education "National research University Moscow power engineering Institute", Russia (214013, Smolensk, Energeticheski proezd, 1); e-mail: mashulya.pavlyuchenkova@mail.ru

The paper is devoted to the problem of automatic control based on neural networks. A method for managing an industrial object based on neural networks. A method for managing an industrial object based on neural network of long shot-term memory and multilayer perceptron is proposed, which allows to improve the quality of control quality, such as regulation time, overshoot and squared integral control quality index, when the parameters of the control object are changed during the work. The network of long short-term memory (LSTM) is a recurrent neural network, the main feature of which is the ability to build long-term dependencies. The control method consists in recognizing the values of the parameter of the control object and setting up the PID controller coefficients for the recognized object. Network training is conducted on the data obtained during the active experiment. Data for training are input and output signals of the control object. After training, the networks are embedded into the control system.

Keywords: recurrent neural networks, industrial control objects, control quality indicators, learning algorithm, PID controller

В настоящее время порядка 90-95% регуляторов, находящихся в эксплуатации, используют ПИД-алгоритмы. В связи с этим возникает вопрос о выборе метода настройки коэффициентов ПИД-регулятора.

Сложные технологические процессы связаны с влиянием на них целого ряда неопределенных факторов (внешних и параметрических возмущений). Для качественной работы систем управления технологическими процессами, работающими в условиях неопределенности, особую актуальность приобретают адаптивные подходы к работе таких систем. Одним из таких подходов является использование искусственных нейронных сетей (ИНС), для создания адаптивных систем управления. [3, 5].

В рамках статьи предложен способ управления промышленным объектом, базирующийся на методе гибридного нейроуправления, т. к. именно этот метод позволяет осуществлять настройку ПИД-регулятора в процессе работы системы при изменении параметров объекта управления. Модель двухконтурной адаптивной системы управления, для которой применён предложенный способ, представлена на рисунке 1. Она включает в себя две нейронных сети. Одна из них используется для идентификации параметров объекта управления, входными данными для неё являются сигналы на входе и выходе объекта управления; а вторая непосредственно для адаптации коэффициентов, на вход она получает значения параметров, распознанные сетью идентификации [4]. В качестве сети идентификации применена рекуррентная нейронная сеть долгой краткосрочной памяти (LSTM), содержащая слой LSTM, полносвязный слой и слой исключения [7]. Была выбрана именно эта сеть, т. к. её структура позволяет строить долгосрочные зависимости, что позволяет успешно анализировать изменение параметра объекта и предугадывать его следующее значение. В качестве сети адаптации выбран многослойный персептрон с одним скрытым слоем, т. к. в его задачу входит определение оптимальных коэффициентов ПИД-регулятора в зависимости от значения параметра объекта управления. Для получения обучающих выборок для нейронных сетей необходимо проведение активного эксперимента с изменением параметров, которое предполагается в дальнейшем у объекта управления.

Учитывая, что все промышленные объекты, при настройке параметров ПИД-регулятора, представляются в виде моделей первого или второго порядков с запаздыванием или без него [1,6], анализ предложенной модели будем производить для таких объектов.

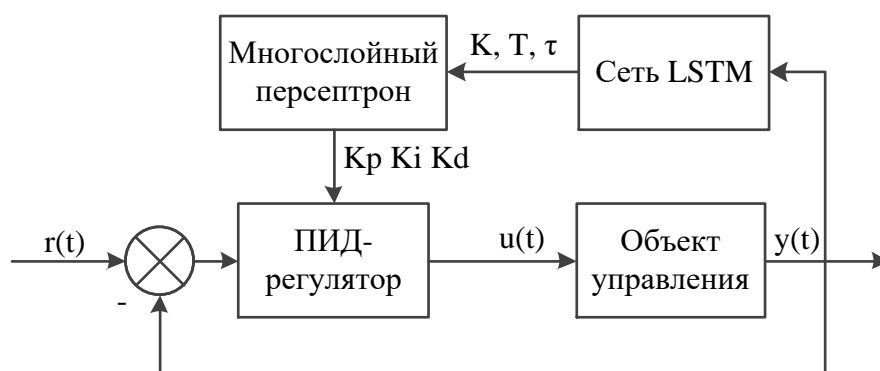


Рисунок 1 – Разработанная модель САУ

Рассмотрим предложенный способ на примере объекта с передаточной функцией первого порядка с запаздыванием:

$$W(p) = \frac{5e^{-0.6p}}{(5p + 1)}$$

Произведем расчет коэффициентов для ПИД-регулятора по методике, основанной на ограничении показателя колебательности [6]. Значение М возьмем равным 1.3. Полученные коэффициенты для ПИД-регулятора:

$$K_p = 2.202, K_i = 1.5, K_d = 0.344$$

Для данного объекта использовалась сеть LSTM с 10 нейронами в LSTM слое с функциями активации сигмоида и гиперболический тангенс и многослойный персептрон с 5 нейронами в скрытом слое и сигмоидальной функцией активации.

На рисунке 2 представлены выходные характеристики систем на единичное ступенчатое воздействие при значении постоянной времени $T = 5$.

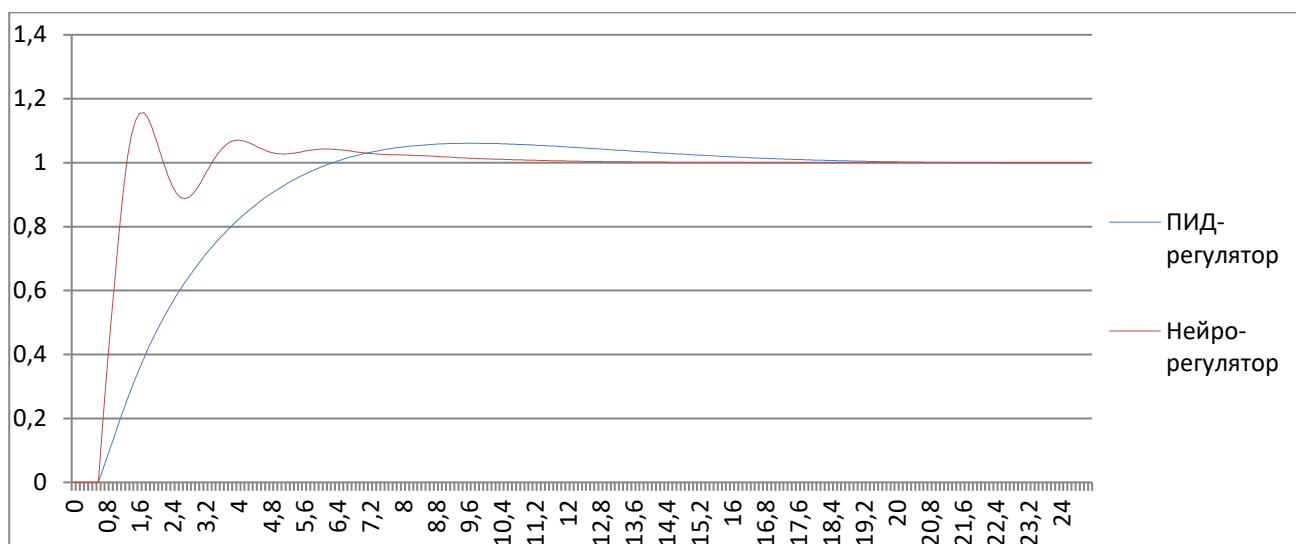


Рисунок 2 – Выходные характеристики систем на основе ПИД-регулятора и нейро-регулятора при $T = 5$

На рисунке 3 представлены выходные характеристики систем на единичное ступенчатое воздействие при значении постоянной времени $T = 4.5$.

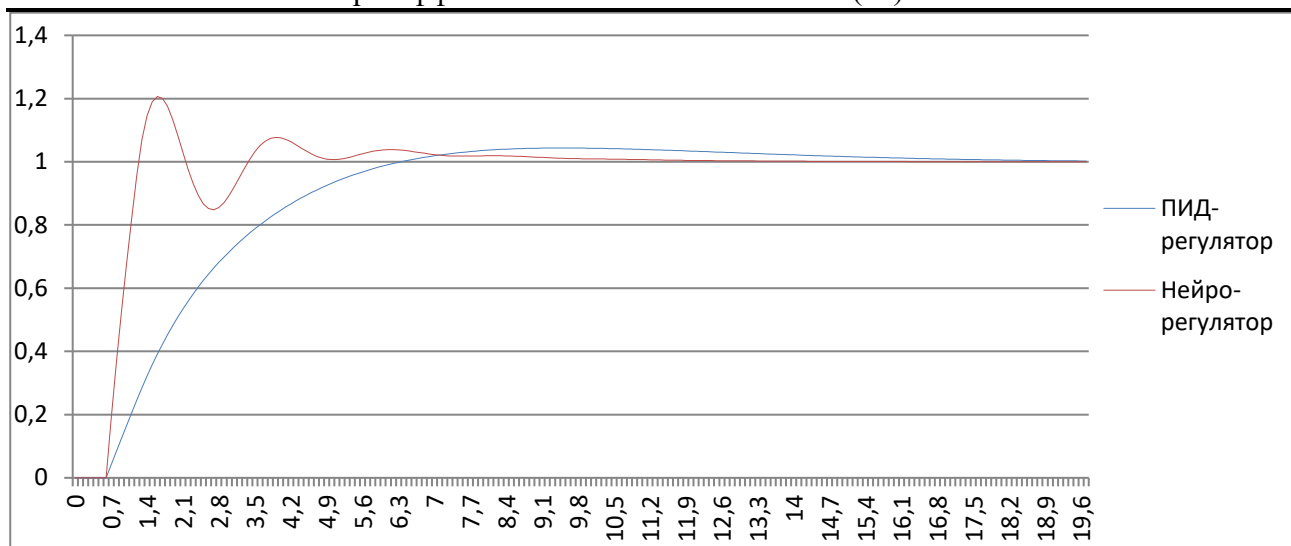


Рисунок 3 – Выходные характеристики систем на основе ПИД-регулятора и нейро-регулятора при $T = 4.5$

В таблице 1 представлены сравнительные характеристики систем при изменении постоянной времени T объекта управления. Время регулирования определялось при значении допустимого отклонения $\Delta = 5\%$.

Таблица 1 – Сравнение систем с ПИД-регулятором и нейро-регулятором по времени регулирования

	При $T = 5$		При $T = 4.5$		При $T = 5.5$	
	Время регулирования, с	Интегральный квадратичный показатель	Время регулирования, с	Интегральный квадратичный показатель	Время регулирования, с	Интегральный квадратичный показатель
ПИД-регулятор	11,90	1,74	5,30	1,64	13,60	34,00
Нейро-регулятор	12,10	0,88	4,40	0,88	4,60	8,80
Улучшение, %	нет	49,42	16,98	46,10	66,18	74,12

Рассмотрим объект управления с передаточной функцией второго порядка:

$$W(p) = \frac{6}{(2p + 1)(4p + 1)}$$

Для данного объекта при показателе колебательности $M=1.55$, были получены следующие коэффициенты:

$$K_p = 2.053, K_i = 3.075, K_d = 0.318$$

Для данного объекта использовалась сеть LSTM с 10 нейронами в LSTM слое с функциями активации сигмоида и гиперболический тангенс и многослойный персептрон с 10 нейронами в скрытом слое и сигмоидальной функцией активации.

На рисунке 4 представлены выходные характеристики систем на единичное ступенчатое воздействие при $\tau = 0$.

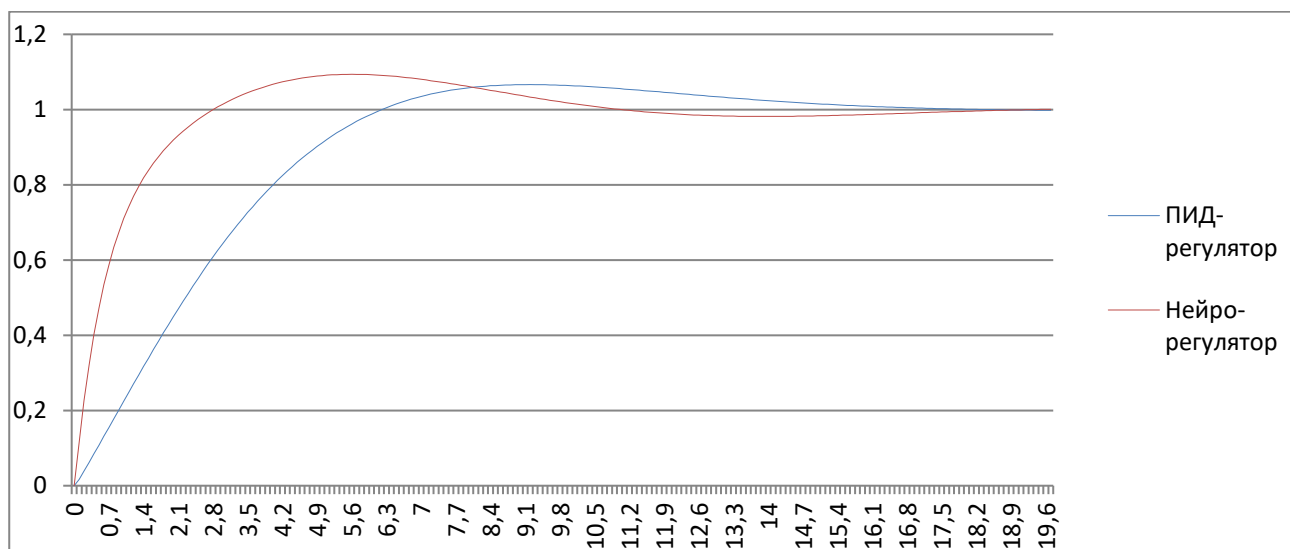


Рисунок 4 – Выходные характеристики систем на основе ПИД-регулятора и нейро-регулятора при $\tau = 0$

На рисунке 5 представлены выходные характеристики систем на единичное ступенчатое воздействие при $\tau = 0.6$.

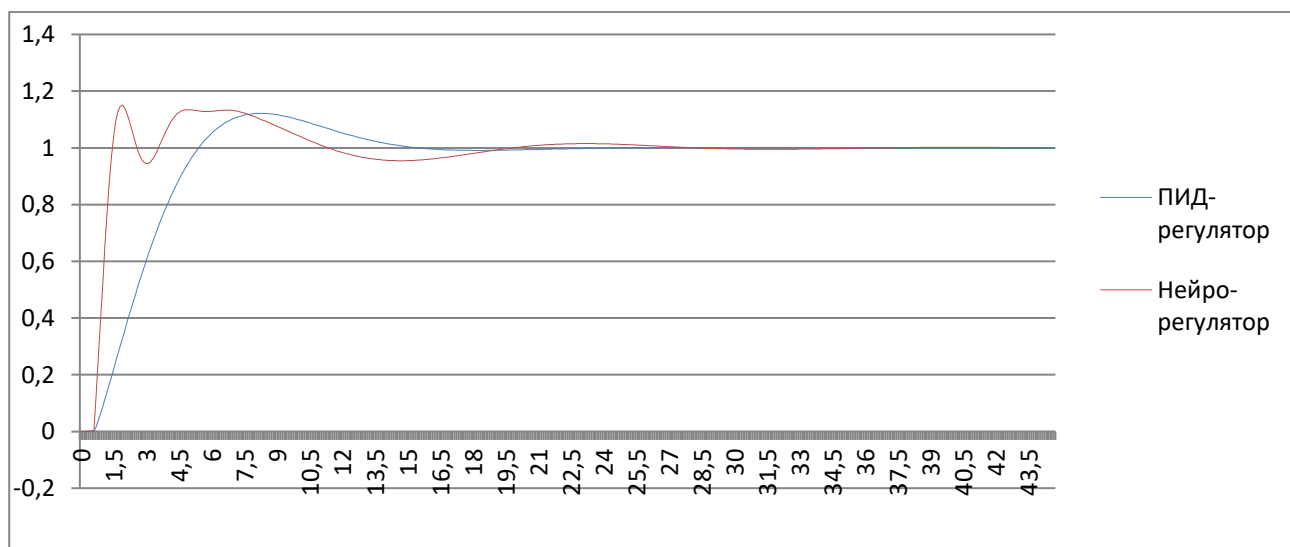


Рисунок 5 – Выходные характеристики систем на основе ПИД-регулятора и нейро-регулятора при $\tau = 0.6$

В таблице 2 представлены сравнительные характеристики систем при изменении задержки τ объекта управления.

Таблица 2 – Сравнение систем с ПИД-регулятором и нейро-регулятором по времени регулирования

	$\tau = 0$		$\tau = 0.3$		$\tau = 0.6$	
	Время регулирования, с	Интегральный квадратичный показатель	Время регулирования, с	Интегральный квадратичный показатель	Время регулирования, с	Интегральный квадратичный показатель
ПИД-регулятор	11,60	1,62	12,00	1,83	12,20	2,07
Нейро-регулятор	8,50	0,48	9,10	0,69	9,80	1,01
Улучшение, %	26,72	70,16	24,17	62,29	19,67	51,37

В рамках статьи было показано, что двухконтурная модель управления с использованием сети LSTM и многослойного персептрона для распознавания параметров объекта управления и настройки коэффициентов ПИД регулятора в процессе работы улучшает качество регулирования при изменении параметров объекта управления. А именно, сокращает время регулирования, и уменьшает интегральный квадратичный показатель качества управления. К недостаткам метода стоит отнести необходимость проведения активного эксперимента для сбора обучающих данных для нейронных сетей и увеличение значения перерегулирования.

Список литературы

1. Автоматические регуляторы в системах управления и их настройка [Электронный ресурс]. – Режим доступа: http://www.compitech.ru/html.cgi/arhiv/03_04/stat_154.htm (Дата обращения: 01.05.2019)
2. Классификация объектов управления [Электронный ресурс]. – Режим доступа: <http://www.infor.wallst.ru/5/ab8.htm> (Дата обращения: 20.04.2019)
3. Кабирова А. Н. Методы и комплексы программ построения нейросетевых моделей регуляторов для управления динамическим объектом: диссертация кандидата технических наук. Казанский национальный исследовательский технический университет им. А.Н. Туполева-КАИ, Казань, 2017
4. Шаровин И. М. Разработка математического и программного обеспечения нейросетевых алгоритмов адаптивных АСР: диссертация кандидата технических наук. Национальный исследовательский институт МЭИ, Москва, 2013
5. Показатели качества регулирования [Электронный ресурс]. – Режим доступа: <https://automation-system.ru/main/10-regulyator/xarakteristiki-i-svoystva/23-74-pokazateli-kachestva-prozessa-upravleniya.html> Дата обращения (05.05.2019)
6. Ротач, В.Я. Теория автоматического управления: учебник для вузов / В.Я. Ротач. – 4-е изд., стереот. – М.: Издательский дом МЭИ, 2007. – 400 с.
7. Elias Reichensdörfer, Johannes Günther, Klaus Diepold Recurrent Neural Networks for PID Auto-tuning Adaptive Control and Identification of Nonlinear Systems // Institute for Data Processing Technische Universität München. – 2017. – 84с.

8. Klaus Greff, Rupesh K. Srivastava, Jan Koutník, Bas R. Steunebrink, Jürgen Schmidhuber LSTM: A Search Space Odyssey // Transactions on neural networks and learning systems. 2017. –12 p.

References

1. Automatic controllers in control systems and their setting [Electronic resource]. - Access mode: http://www.compitech.ru/html.cgi/arhiv/03_04/stat_154.htm - (Date of circulation: 01.05.2019)
 2. Classification of control objects [Electronic resource]. - Access mode: <http://www.infor.wallst.ru/5/ab8.htm> - (Date of circulation: 20.04.2019)
 3. Kabirova A. N. Methods and software complexes for building neural network models of regulators for controlling a dynamic object: dissertation of a candidate of technical sciences. Kazan National Research Technical University. A.N. Tupolev-KAI, Kazan, 2017.
 4. Sharovin I. M. Development of mathematical and software neural network algorithms for adaptive ASR: dissertation of a candidate of technical sciences. National Research Institute MEI, Moscow, 2013
 5. Indicators of quality regulation [Electronic resource]. - Access mode: <https://automation-system.ru/main/10-regulyator/xarakteristiki-i-svoystva/23-74-pokazateli-kachestva-processa-upravleniya.html> - (Date of circulation: 05.05.2019)
 6. Rotach, V.Ya. Theory of automatic control: a textbook for high schools / V.Ya. Rotach. - 4 th ed., Stereot. - M.: Publishing house MPEI, 2007. - 400 p.
 7. Elias Reichensdörfer, Johannes Günther, Klaus Diepold Recurrent Neural Networks for PID Auto-tuning Adaptive Control and Identification of Nonlinear Systems // Institute for Data Processing Technische Universität München. – 2017. – 84с.
 8. Klaus Greff, Rupesh K. Srivastava, Jan Koutník, Bas R. Steunebrink, Jürgen Schmidhuber LSTM: A Search Space Odyssey // Transactions on neural networks and learning systems. 2017. –12 p
-