

М. В. Бураков, А. П. Кирпичников

## СИНТЕЗ ДИСКРЕТНОГО НЕЙРО-ПИД РЕГУЛЯТОРА

Ключевые слова: нейруправление, ПИД-регулятор, генетический алгоритм.

Рассматривается новый способ организации нелинейного ПИД-регулятора на базе искусственной нейронной сети (НС). НС используется для реализации формулы ПИД-регулятора, поиск параметров нелинейных активационных функций выполняется с помощью генетического алгоритма. Качество работы предлагаемого варианта сравнивается с классическим ПИД-регулятором в задаче управления динамическим объектом при моделировании в пакете MatLab Simulink.

Keywords: neurocontrol, PID controller, genetic algorithm.

This paper provides a new style of nonlinear PID controller that is based on artificial neural network (ANN). The ANN is used to realize PID formula and the genetic algorithm is used to search parameter of the nonlinear activation function. The performance of the proposed method is compared with the conventional PID methods for a dynamic plant using MATLAB/Simulink software package.

## Введение

Наиболее распространенным типом промышленных регуляторов в настоящее время являются ПИД-регулятор. Порядка 90% регуляторов, находящихся в промышленной эксплуатации, используют ПИД алгоритм. Причиной столь высокой популярности является простота построения и промышленного использования, ясность функционирования, пригодность для решения большинства практических задач и низкая стоимость [1, 2].

Однако существующие методы расчета параметров ПИД-регуляторов ориентированы на линейные системы, поскольку сам регулятор является здесь линейным динамическим звеном. Если же объект управления существенно нелинеен, то трудно добиться хорошего качества управления.

Использование нелинейных регуляторов (например - нечетких или нейронных регуляторов [3, 4]), позволяет в принципе добиться более высоких показателей качества переходного процесса. Однако простота и ясность структуры ПИД-регуляторов стимулирует исследования, связанные с усовершенствованием их конструкции ([5-8] и другие).

Так в работе [5] предлагается дополнять ПИД-регулятор нейросетевым регулятором, обучаемым с помощью алгоритма обратного распространения ошибки. Сигналы обоих регуляторов складываются, что позволяет получить нелинейный закон управления. В работе [6] используется RBF-сеть, которая служит для изменения коэффициентов ПИД-регулятора. Настройка происходит с помощью генетического алгоритма (ГА). В [7] искусственная нейронная сеть аппроксимирует ПИД-регулятор, для обучения используется алгоритм дифференциальной эволюции. В [8] нейронный супервизор на базе НС прямого распространения управляет коэффициентами ПИД-регулятора.

В данной работе исследуется простой вариант модификации цифрового ПИД-регулятора, основанный на эквивалентном представлении, на базе нейронной сети (НС) с последующим введением нелинейностей, улучшающих качество переходных

процессов. В качестве рабочего инструмента моделирования была использована система MatLab с расширением Simulink.

## Постановка задачи и предлагаемые подходы к решению

Закон управления, реализуемый ПИД-регулятором, описывается формулой:

$$u(t) = k_p e(t) + k_i \int_0^t e(\tau) d\tau + k_d \frac{de(t)}{dt}, \quad (1)$$

где  $e(t)$  – ошибка управления,  $k_p$ ,  $k_i$ ,  $k_d$  – коэффициенты, выбираемые в процессе проектирования.

Таким образом, ПИД-регулятор может быть представлен в виде простейшей НС, содержащей всего один нейрон с тремя входами и линейной активационной функцией (рис. 1). Закон управления представляет собой гиперплоскость в 4-х мерном пространстве. Можно предположить, что улучшение качества управления обеспечивается при замене гиперплоскости некоторой гиперповерхностью, для описания которой можно перейти от структуры рис. 1 к более сложной структуре, содержащей нелинейности.

Для решения поставленной задачи рассмотрим дискретное представление ПИД-регулятора, заменив производную и интеграл отношениями конечных разностей.

$$u(n) = k_p e(n) + k_i \Delta t \sum_{k=0}^n e(k) + \frac{k_d}{\Delta t} (e(n) - e(n-1)),$$

где  $n$  – момент времени.

Ограничиваясь двумя слагаемыми в формуле для интеграла, имеем

$$u(n) = k_p e(n) + s_i (e(n) + e(n-1)) + s_d (e(n) - e(n-1)),$$

где  $s_i = k_i \Delta t$ ,  $s_d = k_d / \Delta t$ ,  $\Delta t$  – шаг дискретизации по времени.

Для реализации дискретного ПИД-регулятора можно рассмотреть двухслойную НС, в которой линейной является лишь активационная функция 2-го слоя, а активационные функции 1-го слоя в об-

щем случае нелинейные (рис. 2, где  $\Delta$  – задержка на один такт).

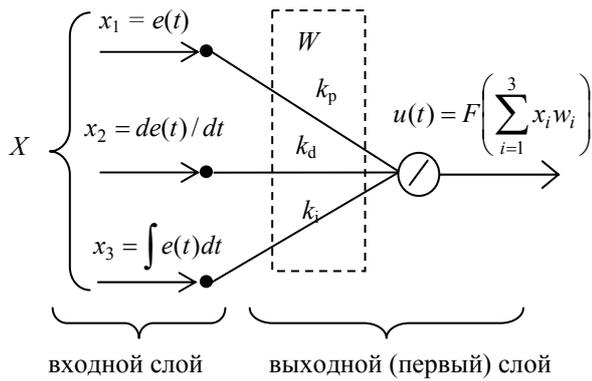


Рис 1 – Нейросетевое описание линейного ПИД-регулятора.

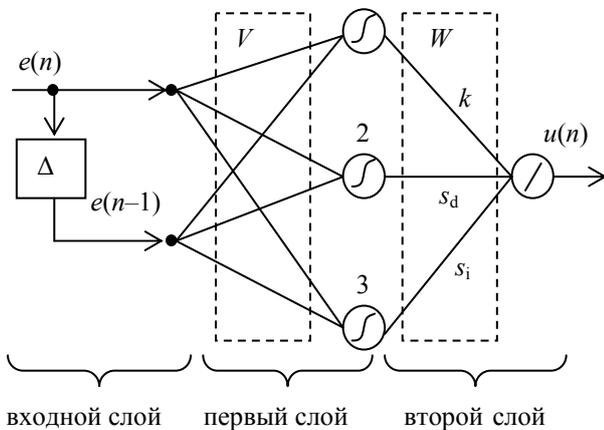


Рис 2 – Нейросетевое описание нелинейного ПИД-регулятора

Матрица весов выходного слоя содержит коэффициенты регулятора, а матрицу весов  $V$  можно полагать заданной, исходя из способа аппроксимации интеграла и производной:

$$V = \begin{bmatrix} 1 & 1 & 1 \\ 0 & -1 & 1 \end{bmatrix}$$

Таким образом, в структуре нелинейного ПИД-регулятора (нейро-ПИД) неизвестными оказываются лишь параметры активационных функций нейронов 1-го слоя.

Настройку нелинейного цифрового ПИД-регулятора предлагается выполнять в два этапа:

1. Синтез линейного цифрового ПИД-регулятора, в процессе которого формируется матрица весов 2-го слоя  $W$ .

2. Оптимизация параметров нелинейных активационных функций нейронов 1-го слоя, формирующая нелинейный закон управления, удовлетворяющий заданным показателям качества.

Будем считать, что ошибка управления нормализована, а активационная функция нейрона симметрична относительно нуля. Первоначально может быть задано линейное представление, и активационная функция описывается набором точек, лежащих на прямой. В процессе оптимизации точки

меняют свое положение на оси ординат, и прямая линия превращается в некоторую кривую.

Например, при выборе 4-х точек параметры активационной функции описываются вектором

$$[-a_4 \quad -a_3 \quad -a_2 \quad -a_1 \quad a_1 \quad a_2 \quad a_3 \quad a_4] \quad (2)$$

и оптимизация должна выполняться по 4-м переменным.

Всего рассматриваются 3 активационные функции, поэтому возможны два варианта оптимизации:

1. Одновременный поиск по 12 параметрам, описывающим все активационные функции.

2. Поэтапный поиск, когда каждая активационная функция оптимизируется отдельно.

Как известно, каждое слагаемое (1) отвечает за определенные качества переходного процесса: пропорциональное – за время переходного процесса, дифференциальное – за перерегулирование, интегральное – а статическую ошибку. Поэтому второй вариант организации поиска предпочтительнее, т.к. он прозрачнее для понимания и требует меньших вычислительных затрат.

Эффективным инструментом оптимизации здесь может быть ГА – универсальный метод глобального поиска [9]. Использование ГА предполагает кодирование параметров задачи с помощью хромосом – альтернативных вариантов решения. Совокупность всех хромосом образует популяцию. Популяция эволюционирует под воздействием генетических операторов отбора, скрещивания и мутации. В соответствии с (2), хромосома будет состоять из 4-х генов действительного типа. Длина хромосомы может быть выбрана и большей – это повышает точность представления, но увеличивает сложность задачи оптимизации. Для выполнения операции отбора необходимо иметь значение относительной пригодности каждой хромосомы  $P_i$ . Эта оценка может быть получена на основании сравнения эталонного переходного процесса  $y^*(t)$  и переходного процесса, полученного под управлением  $i$ -й хромосомы, например,

$$P_i = \frac{1}{1 + E_i}; \quad E_i = \sum_{k=1}^N |y_k^*(t) - y_k(t)|,$$

где  $N$  – рассматриваемое количество точек переходного процесса.

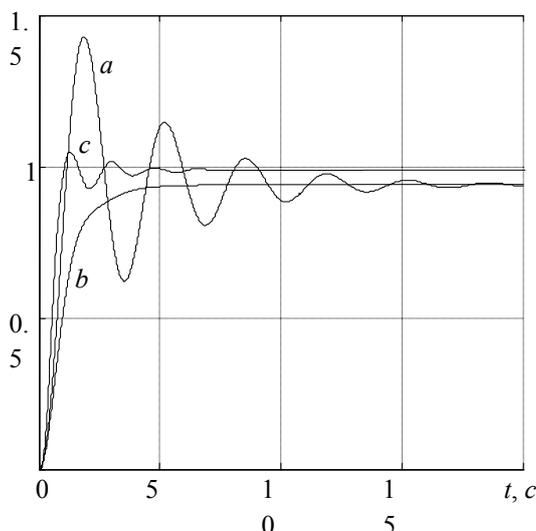
Эталонный переходный процесс должен приближенно удовлетворять заданным показателям качества: времени, нарастания, перерегулированию, времени установления и т.д.

### Пример моделирования

Рассмотрим задачу управления нелинейным динамическим объектом, содержащим последовательно включенные линейную и нелинейную части. Рассматривается статическая нелинейность типа «насыщение». Линейная часть описывается передаточной функцией

$$W(s) = \frac{s + 5}{2s^3 + 5s^2 + 3s + 1}$$

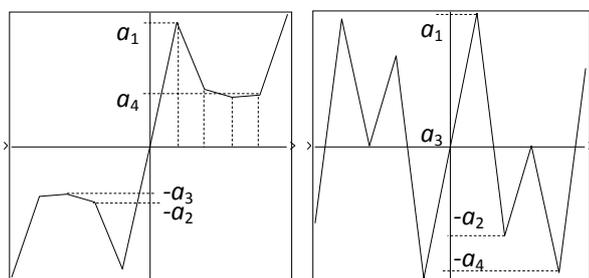
На первом шаге происходит оптимизация коэффициентов линейного ПИД-регулятора (рис. 1). Переходный процесс (реакция на единичный скачок) после оптимизации описывает кривая *a* на рис. 3.



**Рис 3 – Результаты моделирования**

Линейный закон управления приводит здесь к значительному перерегулированию и большой статической ошибке.

На втором шаге происходит оптимизация параметров активационной функции нейрона 2 (рис. 2), которому соответствует дифференциальная составляющая ПИД-регулятора. Результат показан на рис. 4 (слева).



**Рис 4 – Активационные функции нейронов после оптимизации**

Переходному процессу соответствует кривая *b* на рис. 3. Переходный процесс приобрел аperiodический характер, но статическая ошибка не уменьшилась, а время нарастания несколько выросло.

На третьем шаге происходит оптимизация параметров активационной функции нейрона 3 (рис. 2), которому соответствует интегральная составляющая ПИД-регулятора. Итоговый вид активационной функции показан на рис. 4 (справа).

Переходному процессу соответствует кривая *c* на рис. 3. Переходный процесс вновь приобрел колебательный характер, но перерегулирование незначительно, время нарастания значительно сократилось, а статическая ошибка стала незначительной.

Заметим, что активационная функция нейрона 1 (рис. 2) в рассмотренном примере осталась

линейной, т.е. базовый коэффициент усиления здесь остается постоянным. Для других динамических объектов эта ситуация в процессе оптимизации может измениться.

## Выводы

Рассмотренный подход к проектированию нелинейного ПИД-регулятора (или нейро-ПИД) отличается простотой и основан на представлении регулятора двухслойной НС, в которой три нейрона 1-го слоя могут иметь нелинейные активационные функции, а нейрон 2-го слоя - линейную активационную функцию.

Процесс проектирования включает два этапа:

- Оптимизация коэффициентов линейного ПИД-регулятора, которые образуют веса 2-го слоя НС.

- Переход к дискретному представлению, и оптимизация параметров нелинейных активационных функций нейронов 1-го слоя с целью повышения качества переходных процессов.

Оптимизация может выполняться всего по трем параметрам, однако целевая функция является мультимодельной, что требует использования методов глобальной оптимизации, таких как генетический алгоритм.

Приведенный пример моделирования показал, что замена ПИД-регулятора нейро-ПИД регулятором может обеспечить значительное улучшение качества управления, которое недостижимо при линейном законе управления.

Таким образом, предлагаемый подход может быть полезен при модернизации систем управления широким классом динамических объектов, где используются линейные ПИД-регуляторы.

## Литература

1. K. J. Astrom, T. Hagglund, *Advanced PID control*. ISA The Instrumentation, System, and Automation Society // 2006. 460 p.
2. Г. Олссон, Дж. Пьяни, *Цифровые системы автоматизации и управления*. СПб, 2001. 577 с.
3. М.В. Бураков, А.С. Коновалов, *Синтез нечетких логических регуляторов* // Информационно-управляющие системы, 1, С. 14-19 (2011).
4. М.В. Бураков, *Синтез нейронного регулятора* // Изв. Академии наук. Теория и системы управления, 3, С.140-145 (1999).
5. S. Omatu, M. Yoshioka, T. Fujinaka, *Neuro-PID Control for Electric Vehicle* // Journal of Advanced Computational Intelligence and Intelligent Informatics, Vol.15 No.7, 2011. pp. 846-852.
6. S. Zeng, H. Hu, L. Xu, G. Li, *Nonlinear Adaptive PID Control for Greenhouse Environment Based on RBF Network* // Sensors 2012, 12, pp. 5328-5348.
7. W. Lu, J. Yang, X. Liu, *The PID Controller Based on the Artificial Neural Network and the Differential Evolution Algorithm* // Journal of computers, vol. 7, 10, 2012, pp. 2368-2375.
8. М.В. Бураков, Т.Г. Полякова, *Нейронный супервизор для управления нелинейным объектом* // Сб. докл. «Завалишинские чтения '12», СПб: ГУАП, С.23-27 (2010).
9. М.В. Бураков, *Генетический алгоритм: теория и практика*. СПб: ГУАП, 2008. 164 с.