

УДК 681.515.4

В.С. Михайленко, канд. техн. наук, доц., Одес.  
гос. акад. холода

## АЛГОРИТМ НАСТРОЙКИ АДАПТИВНОГО НЕЙРО-НЕЧЕТКОГО ПИ-РЕГУЛЯТОРА

*В.С. Михайленко. Алгоритм настроювання адаптивного нейро-нечіткого ПІ-регулятора.* Аналізується алгоритм настроювання нейро-нечіткого ПІ-регулятора, що функціонує в умовах невизначеності. Показано ефективність запропонованого підходу при дії на систему управління параметричних і зовнішніх збурень.

*Ключові слова:* ПІ-регулятор; нейро-нечітка мережа; об'єкт управління; перехідний процес.

*В.С. Михайленко. Алгоритм настройки адаптивного нейро-нечеткого ПИ-регулятора.* Анализируется алгоритм настройки нейро-нечеткого ПИ-регулятора, функционирующего в условиях неопределенности. Показана эффективность предложенного подхода при действии на систему управления параметрических и внешних возмущений.

*Ключевые слова:* ПИ-регулятор; нейро-нечеткая сеть; объект управления; переходный процесс.

*V.S. Mikhailenko. Algorithm of adjusting the adaptive neuro-fuzzy PI-controller.* Algorithm of adjusting the adaptive neuro-fuzzy PI-controller functioning under uncertainty is analyzed. The efficiency of the approach suggested is shown when the control system is acted upon by parametric and external perturbations.

*Keywords:* PI-controller; neuro-fuzzy network; the object of control; the process of transition.

В последнее время в системах автоматического управления (САУ) все шире применяются нейронные сети (НС), перспективные средством решения сложных нелинейных задач управления, для которых традиционные подходы неэффективны. Существует ряд факторов, позволяющих успешно использовать аппарат НС, например [1]:

— при представлении большого объема информации и правильном выборе нейронной модели способность НС к самообучению позволяет не использовать сложный математический аппарат типовых методов оптимального и адаптивного управления [2, 3];

— включение функций активации нелинейного вида [4] в структуру НС обеспечивает реализацию принципов управления объектов с нелинейностями;

— благодаря способности НС к самообучению и экстраполяции, для нейрорегуляторов не требуется большого объема информации о динамике объекта, в отличие от традиционных адаптивных методов;

— нейрорегуляторы эффективны при управлении объектом в условиях неопределенности в отличие от классических регуляторов.

Однако, в связи с тем, что в методах оптимального управления и нейронных сетях используется сложный математический аппарат, трудно реализуемый на производстве, примерно 85 % САУ во многих странах реализуют пропорционально-интегральные (ПИ) и пропорционально-интегрально-дифференциальные (ПИД) алгоритмы [3]. Алгоритмы управления для понимания и реализации на практике должны быть достаточно простыми, обладать способностью к обучению, гибкостью, устойчивостью и нелинейностью. Алгоритмы, основанные на теории нечеткой логики, обладают рядом из указанных свойств, благодаря чему получают широкое распространение [5]. Использование совместного аппарата теории нечеткой логики и нейронных сетей [1, 4, 5] позволяет получить доступный (основанный на знаниях экспертов по наладке САУ), актуальный и адаптивный метод управления сложными технологическими процессами, проходящими в условиях неопределенности. Например, эксперт накапливает опыт и знания об объекте управления, и для реализации этой информации предполагается использовать нечеткую

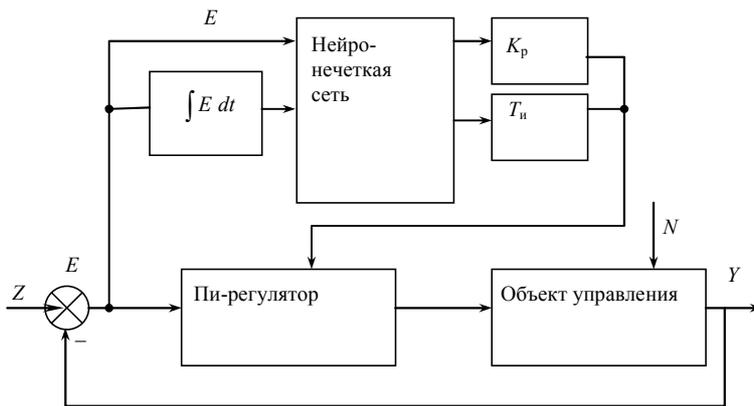


Рис. 1. Структура адаптивной САУ с объектом управления:  $E$  — ошибка,  $\int E dt$  — интеграл ошибки (входные параметры ННС),  $Z$  — задание,  $Y$  — выходная величина,  $N$  — внешнее возмущение,  $K_p, T_i$  — настройки ПИ-регулятора (выходные параметры ННС)

логику, однако, в отличие от регулятора, он не может помнить все данные о его прошлом поведении и многообразии свойств, а также осуществлять мгновенное управление им. Таким образом, при использовании опыта эксперта для дистанционного управления объектом или в ситуациях пуско-наладочных работ по настройке типовых регуляторов в нейронную сеть и обучения ее на основе данных о поведении объекта, нечеткую нейронную или гибридную сеть можно использовать как средство адаптивной настройки типовых ПИ- и ПИД-регуляторов. В нечетких и ней-

росетевых регуляторах (НР, НСР) используются различные методы настройки, например, в качестве входных параметров в НР использовались ошибка  $E$  и ее производная  $E'$  [5, 6], к существующим входам добавлялся еще один — вторая производная ошибки  $E''$  [7], что неэффективно, т.к. усложняет процесс создания нечеткой базы правил и приводит существенному увеличению ее размера. Таким образом, при всем многообразии методов адаптивного интеллектуального управления отсутствует единая методика настройки типовых регуляторов.

Предлагается алгоритм настройки адаптивного нейро-нечеткого ПИ-регулятора для эффективного управления сложным многорежимным объектом. Этапы алгоритма:

- разработка структурной схемы адаптивной САУ (определение входных и выходных параметров);
- сбор информации о поведении объекта при действии на него неконтролируемых параметрических и внешних возмущений (накопление данных об изменении входных и выходных показателей САУ с целью получения обучающей выборки для нейронной сети);
- разработка продукционной нечеткой базы правил, учитывающей опыт эксперта — наладчика при ручной подстройке параметров ПИ-регулятора;
- проведение этапов фаззификации входных и выходных параметров;
- разработка структуры нейро-нечеткой сети (ННС), определение метода обучения;
- обучение ННС;
- апробация результатов обучения ННС с помощью компьютерного эксперимента.

Структурная схема адаптивной САУ с нейро-нечетким ПИ-регулятором показана на рис. 1.

Для сбора информации о поведении объекта и причинно-следственных связей между значениями ошибки  $E$ , интеграла ошибки  $\int E dt$  и настройками  $K_p, T_i$  ПИ-регулятора, в программе MatLab (Simulink) [8] проводился компьютерный эксперимент (рис. 2). Передаточная функция объекта по каналу задания  $Z-Y$

$$W^{Z-Y}(s) = 4 / (19s^2 + 5s + 1),$$

где  $s$  — оператор Лапласа.

На объект управления подается внешнее возмущение  $N$ , передаточная функция объекта по каналу внешнего возмущения  $N-Y$

$$W^{N-Y}(s) = 1 / (18s + 1).$$

При моделировании влияния параметрического  $Z$  и внешнего  $N$  возмущений, т.е. изменении значений передаточных функций объекта по каналам задания и внешнего возмущения,

снимались показания:  $E$ ,  $\int E dt$ , и оптимальных настроек ПИ-регулятора  $K_p$  и  $T_i$ , которые являлись обучающей выборкой для ННС.

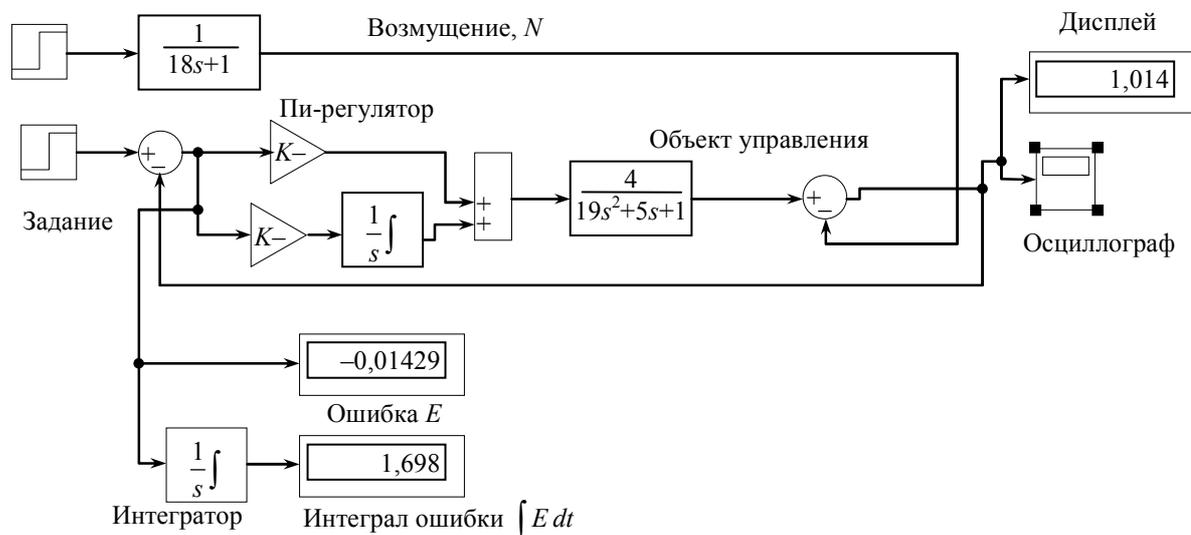


Рис. 2. Структурная схема моделирования САУ с ПИ-регулятором и объектом управления

Для нечеткой базы знаний проводилось составление продукционных правил в виде высказываний эксперта:

ЕСЛИ  $E = \text{otr}$ , И  $\int E dt = \text{mal}$ , ТО  $K_p = \text{sred}$ , И  $T_i = \text{sred}$  ИНАЧЕ, и т.д.,

где  $\text{otr}$  — отрицательная;  
 $\text{mal}$  — малая;  
 $\text{sred}$  — средний.

Значения входных и выходных параметров базы знаний являются тестовыми данными адаптивной нейро-нечеткой сети (Adaptive Network Based Fuzzy Inference System) ANFIS [5], назначением которой является составление прогноза о характере переходных процессов и выбор новых значений настроек ПИ-регулятора, если объект будет стремиться к неустойчивому состоянию. Сеть ANFIS действует по алгоритму Сугено [9], широко распространенному в нечетких регуляторах САУ.

Для использования накопленной информации и опыта эксперта, представленного в виде продукционной экспертной системы вида ЕСЛИ...ТО, предполагается воспользоваться теорией нечеткой логики [10] и программой Fuzzy Logic Toolbox (FLT) [10].

При проведении фаззификации входных и выходных лингвистических переменных “ $E$  — ошибка”, “ $\int E dt$  — интеграл ошибки”, “ $K_p$  — коэффициент пропорциональности”, “ $T_i$  — постоянная интегрирования”, в соответствии с рекомендациями [3...5] определены числовой универсум, вид, название и количество функций принадлежности

В процессе фаззификации используются термы:  $\text{mal}$  — маленькое значение,  $\text{sred}$  — среднее,  $\text{bol}$  — большое значение,  $\text{otr}$  — отрицательное,  $\text{nul}$  — нулевое,  $\text{pol}$  — положительное.

Графики вариантов функций принадлежности  $\mu(E)$  входной переменной “ошибка  $E$ ” представлены на рис. 3.

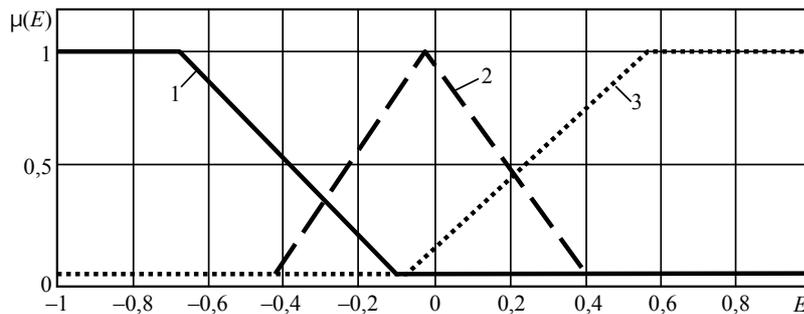


Рис. 3. Функции принадлежности  $\mu(E)$  входной переменной "ошибка  $E$ ", *otr* — отрицательная (1); *nul* — нулевая (2); *pol* — положительная (3)

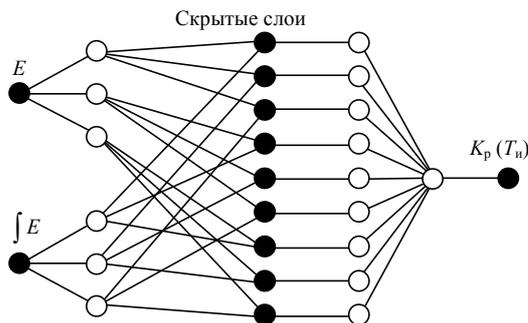


Рис. 4. Структура предлагаемой ННС

При фазифікації остальных входных и выходных параметров ННС используются функции принадлежности  $Z$ , треугольного и  $S$  вида [5] (см. рисунок 3; 1, 2, 3, соответственно).

*Разработка структуры ННС.* ANFIS представляет собой многослойную нейронную сеть без обратных связей, входы и выходы которой представлены в виде лингвистических переменных. Создание структуры сети (рис. 4) проведено в пакете Matlab редактора ANFIS [5], позволяющем создавать и загружать модель адаптивной нейронной системы, выполнять обучение, визуализировать структуру,

изменять и настраивать параметры, а также использовать обученную сеть для получения результатов нечеткого вывода. Разработана адаптивная система нейро-нечеткого вывода для аппроксимации зависимости, представляющей причинно-следственную связь между  $K_p$ ,  $T_i$  и  $E$ ,  $\int E dt$ . Редактор ANFIS позволяет оценить точность полученной нечеткой модели посредством сравнения прогнозируемых модельных значений с известными (тестовой выборкой). Для обучения выбран метод обратного распространения ошибки [4].

В процессе обучения ННС по определению настроек регуляторов  $K_p$  и  $T_i$  использовано 40 циклов для каждого.

Для анализа адекватности созданной ННС на выдачу ожидаемых параметров ПИ-регулятора использовался редактор базы правил (Rule Viewer) программы MatLab (Fuzzy Logic Toolbox) [10]. Полученные в программе значения входных и выходных параметров  $E = -0,675$ ;  $\int E dt = 3,19$ ;  $K_p = 0,5$ ;  $T_i = 10$  определяют адекватность нейро-нечеткой сети, т.к. совпадают с тестовыми.

Для апробации ННС и проверки ее эффективности при нахождении оптимальных настроек адаптивного ПИ-регулятора, управляющего объектом в условиях неопределенности или многорежимности (влияния параметрического возмущения), проводился эксперимент в программе MatLab (Simulink) [8]. При этом новая передаточная функция объекта управления по каналу задания после влияния параметрического возмущения

$$W^{Z-Y}(s) = 6 / (13s^2 + 2s + 1).$$

Определяя значения  $E$  и  $\int E dt$  и подставляя их в программу ANFIS, ННС вычисляла адаптивные настройки для ПИ-регулятора  $K_p = 0,42$  и  $T_i = 50$ . При введении их в виртуальный ПИ-регулятор в программе Simulink (см. рисунок 2) на выходе адаптивной САУ наблюдался затухающий адаптивный переходный процесс  $Y(t)$  (рис. 5, кривая 2).

Анализ показателей качества адаптивного переходного процесса демонстрирует их ожидаемые значения — время регулирования  $T_p = 47$  с, перерегуливание

$$G = ((Y_{\max} - Y_{\text{уст}}) / Y_{\text{уст}}) \cdot 100 \% = ((1,25 - 1) / 1) \cdot 100 \% = 25 \%$$

Таким образом, адаптивная нейро-нечеткая сеть успешно находит оптимальные значения настроек  $K_p$ ,  $T_i$  ПИД-регулятора при управлении сложным объектом. Предложенный алгоритм настройки эффективен и может быть рекомендован к внедрению в производственные САУ с ПИД-

регулятором. Использование алгоритма улучшает процесс адаптации САУ, т.к. не требует специальных методов активной идентификации параметров объекта, ухудшающих качество управления. Результаты проведенных экспериментов позволяют предположить, что массовое внедрение адаптивных нейро-нечетких регуляторов позволит успешно управлять сложными технологическими процессами, функционирующими в условиях неопределенности.

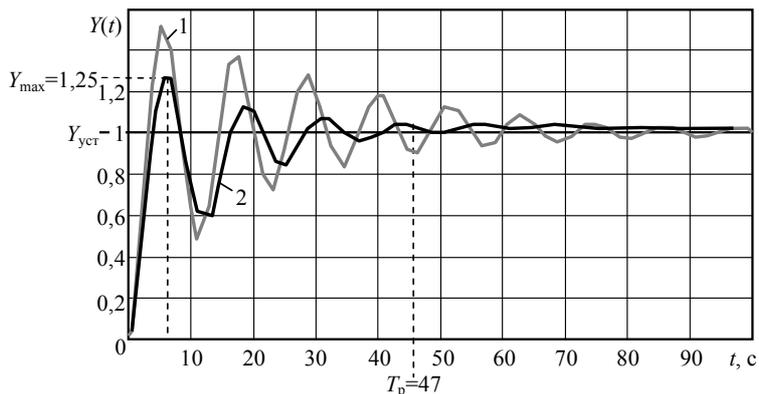


Рис. 5. Переходные процессы  $Y(t)$  САУ по каналу задания  $Z-Y$ :  
1 — без адаптивных настроек,  
2 — с адаптивными настройками

## Литература

1. Рутковская, Д. Нейронные сети, генетические алгоритмы и нечеткие системы / Д. Рутковская, М. Пилиньский, Л. Рутковский; пер. с пол. И.Д. Рудинского. — М.: Горячая линия — Телеком, 2006. — 452 с.
2. Пупков, К.А. Теория оптимизации систем автоматического управления / К. А. Пупков, Н.Д. Егупов, А.И. Баркин и др. под ред. К. А. Пупкова. — М.: Изд-во МГТУ им. Н.Э. Баумана, 2004. — 744 с.
3. Ротач, В.Я. Теория автоматического управления / В.Я. Ротач. — М.: МЭИ, 2008. — 396 с.
4. Круглов, В.В. Искусственные нейронные сети. Теория и практика / В.В. Круглов, Н.Н. Борисов. — М.: Горячая линия — Телеком, 2001. — 382 с.
5. Леоненков, А.Ю. Нечеткое моделирование в среде Matlab и fuzzyTech / А.Ю. Леоненков. — СПб.: БХВ, 2003. — 720 с.
6. Алиев, Р.А. Управление производством при нечеткой исходной информации / Р.А. Алиев, А.Э. Церковный, Г.А. Мамедова. — М.: Энергоиздат, 1991. — 234 с.
7. Гостев, В.И. Нечеткие регуляторы в системах автоматического управления / В.И. Гостев. — К.: Радиомотор, 2008. — 972 с.
8. Дьяконов, В.П. Simulink 5/6/7: Самоучитель / В.П. Дьяконов. — М.: ДМК-Пресс, 2008. — 781 с.
9. Сигеру Омату. Нейрокомпьютеры и их применение / Сигеру Омату, Марзуки Халид, Рубия Юсуф; пер с англ. Н.В. Батина под. ред. А.И.Галушкина, В.А. Птичкина — М.: Изд.предприятие журн. "Радиотехника", 2000. — 272 с.
10. Штовба, С.Д. Проектирование нечетких систем средствами MatLab / С.Д. Штовба. — М.: Линия, 2009. — 288 с.

## References

1. Rutkovskaya, D. Neyronnye seti, geneticheskie algoritmy i nechetkie sistemy [Neural networks, genetic algorithms and fuzzy systems] / D. Rutkovskaya, M. Pilin'skiy, L. Rutkovskiy; per. s pol. I.D. Rudinskogo [transl. from Polish by I.D. Rudinsky] — Moscow, 2006. — 452 p.
2. Pupkov, K.A. Teoriya optimizatsii sistem avtomaticheskogo upravleniya [Theory of automatic control systems optimization] / K. A. Pupkov, N.D. Egupov, A.I. Barkin etc., edited by K. A. Pupkov. — Moscow, 2004. — 744 p.

3. Rotach, V.Ya. Teoriya avtomaticheskogo upravleniya [Automatic control theory] / V.Ya. Rotach. — Moscow, 2008. — 396 p.
4. Kruglov, V.V. Iskusstvennyye neyronnyye seti. Teoriya i praktika [Artificial neural networks. Theory and practice] / V.V. Kruglov, N.N. Borisov. — Moscow, 2001. — 382 p.
5. Leonenkov, A.Yu. Nechetkoe modelirovanie v srede Matlab i fuzzyTech [Fuzzy modeling in Matlab and fuzzyTech environment] / A.Yu. Leonenkov. — St.Petersburg, 2003. — 720 p.
6. Aliev, R.A. Upravlenie proizvodstvom pri nechetkoy iskhodnoy informatsii [Production management in case of fuzzy initial information] / R.A. Aliev, A.E. Tserkovnyy, G.A. Mamedova. — Moscow, 1991. — 234 p.
7. Gostev, V.I. Nechetkie regulatory v sistemakh avtomaticheskogo upravleniya [Fuzzy controllers in automatic control systems] / V.I. Gostev. — Kyiv, 2008. — 972 p.
8. D'yakonov, V.P. Simulink 5/6/7: Samouchitel' [Teach-yourself book] / V.P. D'yakonov. — Moscow, 2008. — 781 p.
9. Sigeru Omatu. Neyrokomp'yutery i ikh primeneniye [Neurocomputers and their use] / Sigeru Omatu, Marzuki Khalid, Rubiya Yusuf, transl. from English by N.V. Batin, edited by A.I. Galushkin, V.A. Ptichkin — Moscow, 2000. — 272 p.
10. Shtovba, S.D. Proektirovanie nechetkikh sistem sredstvami MatLab [Designing fuzzy systems with MatLab means] / S.D. Shtovba. — Moscow, 2009. — 288 p.

Рецензент д-р техн. наук, проф. Одес. нац. политехн. ун-та Ситников В.С.

Поступила в редакцию 28 апреля 2011 г.