

Нейро-нечеткое управление сложными объектами

В.Ф. Ложечников¹, В.С. Михайленко²

Аннотация – This report concerns the neuro-fuzzy adapting controller structure. The hybrid network with assistance of identification object block observes the changes in technological process and tries to correct the control algorithm in order to bring the transition process to permissible quality values.

Ключевые слова – Complicated object, fuzzy-logic controller, hybrid network, adaptation.

I. ВВЕДЕНИЕ

Решение задач управления сложными техническими системами или объектами основано на разработке их математических моделей определяющих в дальнейшем алгоритм регулирования. Существует большое количество научных подходов по поиску и решению математических моделей [1-3]. В ряде случаев оправдывает себя замена нелинейной модели на линейную (линеаризация), и на основе апробированных классических методов, нахождение значений параметров типовых регуляторов обеспечивающих оптимальные показатели качества процессов на некотором технологическом интервале (в стационарных режимах работы оборудования). Однако, при переменных режимах работы, изменениях нагрузки или задания, наличия неопределенных параметрических возмущений, необходима коррекция значений настроек регуляторов соответствующих новым условиям функционирования объекта.

II. ОСНОВНАЯ ЧАСТЬ

Для автокоррекции алгоритма регулирования целесообразно использовать адаптивные подходы в теории управления – искусственные нейронные сети. Использование нейро-нечеткого контроллера сочетающего в себе адаптивные подходы самообучения и опыт эксперта – наладчика АСУ ТП, представляется целесообразным при внедрении в управление сложных многофункциональных объектов. Также использование ННС позволит создать нейросетевые модели объекта и оперативно корректировать как параметры модели, так и параметры регулятора в соответствии с изменяющимися условиями (Рис.1).

Функцию адаптера в системе нечеткого управления выполняет адаптивная нейро-нечеткая сеть (ANFIS) или гибридная сеть (ГС) [4,5]. В ситуации неопределенности, т.е. влияния на объект случайных внешних и параметрических возмущений, нечеткий регулятор (НР) не может производить компенсацию таковых в силу отсутствия адекватных правил в его базе правил (БП), а также функций принадлежности нового вида (с другими

универсумом E и E'). Таким образом, адаптер с ГС должен определить номер правила (N) необходимого для замены в основной БП, а также новый тип ФП для данного правила. На вход в ГС поступают сигналы значений показателей качества переходного процесса (T_p , G , E), выходными параметрами являются: номер нового продукционного правила из БПФ, необходимого для замены в базе правил (БП) регулятора, устаревшего правила, а также новый тип функции принадлежности.

Гибридная сеть используется для настройки параметров нечеткого регулятора подобно, настройке, выполняемой человеком – оператором. Адаптивный НР самостоятельно производит автоподстройку своей базы правил исходя из выборки значений параметров объекта, находящейся в ГС. Гибридная сеть с помощью БИО наблюдает за изменением переходного процесса и стремится изменить правила НР таким образом, чтобы привести вид переходного процесса к допустимым показателям качества (D): минимальному времени регулирования T_p , перерегулированию G . Также на основании накопленной информации о поведении объекта находящейся в БИО, ГС может осуществлять прогноз ожидаемого переходного процесса.

Рассмотрим типовой подход по созданию алгоритма обучения ГС. Предположим, что в ГС должно быть реализовано нахождение номера правила нечеткой продукции вида «ЕСЛИ T_{p1} Условие₁ И G_j Условие₂ ТО N^k Заключение»

$$N^k = f(D^k) = f(e_1^k, T_{p1}^k, G_1^k, e_2^k, T_{p2}^k, G_2^k, \dots, e_n^k, T_{pn}^k, G_n^k),$$

$$ФП^k = f(D^k) = f(e_1^k, T_{p1}^k, G_1^k, e_2^k, T_{p2}^k, G_2^k, \dots, e_n^k, T_{pn}^k, G_n^k), k = 1, 2, \dots, N,$$

При наличии обучающего множества $((D^1, N^1), \dots, (D^N, N^N))$, $((D^1, ФП^1), \dots, (D^N, ФП^N))$. Для моделирования неизвестного отображения f используется алгоритм нечеткого вывода [3], применяются предикатные правила: Π_i : ЕСЛИ e_1 есть A_{i1} И T_{p1} есть A_{i2} И G_1 есть A_{in} , ТО $N = S_i$, $i=1, 2, \dots, m$ где A_{ij} – нечеткие множества треугольной формы описывающие высказывания: «отрицательная», «нулевая», «положительная», «малое», «среднее», «большое» и т.д. S_i – вещественные числа (номер правила). Степень истинности μ правила i определяется с помощью операции умножения (Larsen):

$$\mu_i = \prod_{j=1}^n A_{ij}(D^k_j). \quad (1)$$

¹ Одесский национальный политехнический университет, пр. Шевченко, 1, Одесса, 65044, УКРАИНА, E-mail: fontan@optima.com.ua

² Одесская государственная академия холода, ул. Дворянская, 1/3, Одесса, 65082, УКРАИНА, E-mail: Vlad_Mihailenko@mail.ru

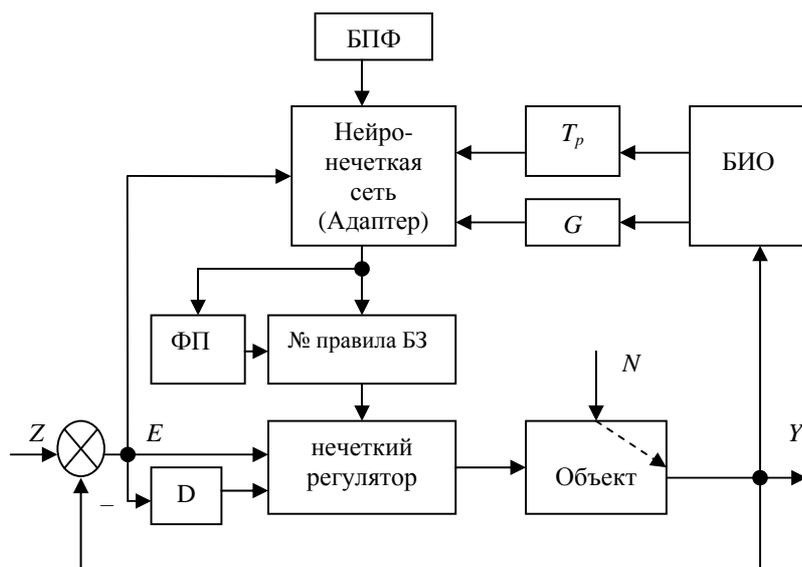


Рис. 1 – Структура адаптивного нейро-нечеткого контроллера с объектом управления.

E – ошибка, T_p – время регулирования, G – перерегулирование, Z – задание, Y – выходное значение, N – возмущение, $\Phi\P$ – функции принадлежности, D – дифференциатор, БПФ – библиотека правил и функций принадлежности, БИО – блок идентификации объекта.

Можно использовать и другие представления для моделирования логического оператора «И», выход нечеткой системы U^k определяется методом центра тяжести [3]:

$$N^k = \frac{\sum_{i=1}^m \mu_i S_i}{\sum_{i=1}^m \mu_i} \quad (2)$$

Функция ошибки для k -го предъявленного значения вида: $E_k = 0.5 (U^k - N^k)^2$ позволяет, далее, как в обычных нейронных сетях использовать градиентный метод [2] для подстройки параметров заданных предикатных правил. Так, величину S_i можно корректировать по соотношению:

$$S_i := S_i - \eta (U^k - N^k) \frac{\mu_i}{\mu_i + \mu_2 + \dots + \mu_m}, \quad (3)$$

$i = 1, 2, \dots, m$, где η – константа, характеризующая скорость обучения ГС. Аналогичным образом определяются параметры функции принадлежности.

III. ЗАКЛЮЧЕНИЕ

Таким образом, использование аппарата гибридных сетей, в которых выводы производятся на основе теории

нечетких множеств, а соответствующие функции принадлежности подстраиваются с использованием алгоритмов обучения нейронных сетей, успешно позволяет определять оптимальные правила нечетких регуляторов функционирующих в условиях неопределенности.

СПИСОК ЛИТЕРАТУРЫ

- [1] Леоненков А. Ю. Нечеткое моделирование в среде Matlab и fuzzyTech. – С. – Птб.: БХВ, 2003. – 720 с.
- [2] Круглов В.В., Борисов Н.Н. Искусственные нейронные сети. Теория и практика. – М.: Горячая линия – Телеком, 2001. – 382 с.
- [3] Рутковская Д., Пилиньский М., Рутковский Л. Нейронные сети, генетические алгоритмы и нечеткие системы: Пер. с польск. И.Д. Рудинского. – М.: Горячая линия – Телеком, 2006. – 452 с.
- [4] Сигеру Омату и др. Нейрокомпьютеры и их применение. Пер с англ.– М. ИПРЖР, 2000 – 272 с.
- [5] Штовба С.Д. Проектирование нечетких систем средствами MatLab. – М.: Горячая линия. 2007 – 288 с.