

УДК 629.12

Р.Д. Шигапов

ОБУЧЕНИЕ НЕЙРО-НЕЧЕТКОЙ СИСТЕМЫ УПРАВЛЕНИЯ ХАРАКТЕРИСТИКАМ ЗАДАННОЙ СИСТЕМЫ УПРАВЛЕНИЯ ДВИЖЕНИЕМ НЕОБИТАЕМОГО ПОДВОДНОГО АППАРАТА

Шигапов Ринат Дамирович, аспирант Ульяновского государственного технического университета, окончил радиотехнический факультет УлГТУ. Инженер-программист 3 категории ФНПЦ ОАО «НПО «Марс». Имеет статьи в области управления морскими подвижными объектами. [e-mail: shigap@hotmail.com].

Аннотация

Разработан алгоритм управления движением телеуправляемого необитаемого подводного аппарата (НПА), соединенного с кораблем-носителем посредством кабель-троса. В алгоритме используются методы нечеткой логики с нейросетевой настройкой параметров управления так, что воспроизводится результат работы пропорционально-дифференциального (ПД-) регулятора. Этот алгоритм может быть применен для воспроизведения и других регуляторов, что делает его универсальным средством для построения высокоэффективных систем автоматического управления.

Ключевые слова: телеуправляемый, необитаемый, подводный, аппарат, управление, нейронная, нечеткая, кабель-трос, растяжимый, регулятор, адаптивные.

Rinat Damirovich Shigapov, post-graduate student; graduated from the Faculty of Radioengineering of Ulyanovsk State Technical University; programmer at Federal Research-and-Production Center Open Joint-Stock Company 'Research-and-Production Association 'Mars'; author of articles in the field of control of sea mobile objects. e-mail: shigap@hotmail.com.

Abstract

The article deals with an algorithm developed for control of movement of remote-controlled unmanned underwater vehicle connected with carrying ship by a cable. The algorithm uses fuzzy-logic methods with neuron network settings of control parameters, so that the result of PID-controller's work is reproduced. The algorithm can be used to reproduce other controllers and makes it a universal instrument to create high-performance systems for automatic control.

Key words: remote-controlled, unmanned underwater vehicle, control, neural, fuzzy, cable, extensible, regulator, adaptive.

ВВЕДЕНИЕ

Наиболее часто используемым режимом при управлении движением НПА является режим стабилизации заданного курса. В классических системах управления движением НПА в режиме стабилизации курса используется ПД-регулятор или пропорционально-интегрально-дифференциальный (ПИД-) регулятор. Недостатками таких регуляторов являются их линейность и вследствие этого невысокая эффективность при нелинейных режимах движения. Кроме того, малое количество настраиваемых параметров (для ПИД-регулятора настраиваются только 3 коэффициента), а также высокочастотный характер управляющего сигнала приводят к повышенному износу рулевого привода. С целью устранения указанных недостатков в настоящей работе исследуется возможность замены классических систем управления движением на современные системы управления, основанные на алгоритмах нечеткой логики и нейронных сетях. Преимуществами применения таких систем являются:

- возможность работы в нелинейных режимах;
- описание поведения объектов управления на формальном языке;

- возможность использования априорной информации о системе для улучшения качества регулирования;
- низкая чувствительность к возмущениям.

1 МОДЕЛЬ И АЛГОРИТМ УПРАВЛЕНИЯ ДВИЖЕНИЕМ НПА НА ОСНОВЕ ПД-РЕГУЛЯТОРА

В работе рассматривается движение НПА в горизонтальной плоскости (на определенной глубине) в составе комплекса «корабль - кабель-трос - НПА». Предполагается, что система управления НПА обеспечивает удержание НПА на заданной глубине, углов крена и дифферента - нулевыми. Предполагается также, что внешние возмущения детерминированы и приложены к центру масс НПА, форма НПА - эллипсоид вращения. С учетом этого модель пространственного движения НПА [1, 6] выглядит следующим образом:

$$m_x \frac{dV_x}{dt} + m_y V_y = T - T_u,$$

$$m_z \frac{dV_z}{dt} = \dots$$

$$J_y \frac{d\omega_y}{dt} + KK(m_x - m_z) = M_{ynp}$$

$$\frac{dx}{dt} = V_x \cos(q) - V_z \sin(q) + W_x,$$

$$\frac{dz}{dt} = K_x \dot{y}(\phi) + K_{ж} \text{ои}(\phi) + \dots,$$

$$\frac{dq}{dt} = \omega_y$$

где m^x m , J_y - массы и момент инерции НПА с учетом присоединенных масс воды;

T - суммарная сила тяги винтов НПА;

$T_{x,z}$ T , - продольная и поперечная составляющие натяжения кабель-троса в месте соединения с НПА;

M_{ynp} - управляющий момент;

x, z - координаты (в горизонтальной плоскости) НПА в базовой системе координат с началом в точке начала движения НПА;

V_x, V_z - линейные скорости перемещения НПА;

ϕ - угол рыскания НПА;

W_x, W_z - проекции скорости течения;

ω_y - угловая скорость рыскания НПА.

Для моделирования движения кабель-троса использована система уравнений, полученная в [2]. Здесь кабель-трос представлен совокупностью растяжимых звеньев. Растяжимость звеньев упрощает процесс вычисления натяжений участков кабеля, так как в этом случае натяжение является автоматическим следствием растяжения кабель-троса в результате смещения его концов.

При моделировании движения корабля-носителя использовались выражения для установившегося прямолинейного движения.

Задачей управления является обеспечение движения НПА заданным курсом. В известных системах управления эта задача решается с помощью ПД-регулятора вида [3]:

$$u(t) = K \left(e(t) + T_d \frac{de(t)}{dt} \right),$$

где $u(t)$ - управляющее воздействие;

K - коэффициент усиления регулятора;

$e(t) = \phi_{зад} - \phi_{тек}$ - отклонение текущего курса от заданного курса;

T_d - постоянная времени дифференцирования регулятора.

2 АЛГОРИТМ УПРАВЛЕНИЯ ДВИЖЕНИЕМ И ПА НА ОСНОВЕ МЕТОДОВ НЕЧЕТКОЙ ЛОГИКИ С НЕЙРОСЕТЕВОЙ НАСТРОЙКОЙ ПАРАМЕТРОВ

Рассмотрим обобщенную структурную схему системы управления движением НПА на основе нечеткого регулятора, используемого для решения задачи стабилизации курса НПА (рис. 1). Параметр k - коэффициент передачи объекта управления. Нечеткий регулятор представляет собой набор нечетких правил, определяющих конкретные ситуации управления. Эти простые нечеткие правила можно сформулировать на основе законов нечеткой логики. В качестве алгоритма нечеткого вывода применяется алгоритм Сугено [4]. Как и в большинстве нечетких систем, здесь применена стандартная схема нечеткого вывода: фаззификация - агрегирование - активизация - аккумуляция - дефаззификация. Операция «И» в условиях правил находится как «MIN» степеней истинности подусловий правил. Правила подзаклучений активизируются по формуле min-активизации. Для дефаззификации в работе используется метод центра тяжести [4]. В нечетком регуляторе содержатся 16 правил. В левой части правил определяются все возможные ситуации движения. В правой части правил находятся линейные зависимости вида:

$$f_j \left(e(t), \frac{de(t)}{dt} \right) = b_{j0} + b_{j1} e(t) + b_{j2} \frac{de(t)}{dt},$$

где j - номер правила нечеткого вывода;

b_{j0}, b_{j1}, b_{j2} - коэффициенты заключений правил нечеткого вывода.

Функцией принадлежности входных и выходной переменных выбрана функция Гаусса.

В таблице 1 приведены примеры правил нечеткого вывода.

Параметры правил нечеткого вывода настраиваются на этапе обучения, начальные значения коэффициентов заключений выбираются нулевыми: $b_{j0} = b_{j1} = b_{j2} = 0$.

На рисунке 2 представлена структура предлагаемого нейро-нечеткого регулятора (ННР), созданного в программе MatLab. ННР представляет собой нейронную сеть, слои которой описывают входные величины нечеткого регулятора, функции принадлежности входных величин, правила нечеткого вывода, функции принадлежности выходных величин и выходные величины нечеткого регулятора.

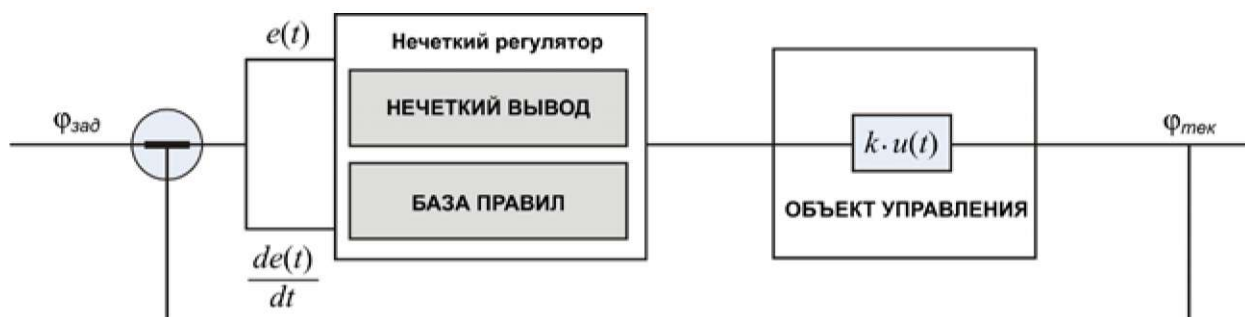


Рис.1. Схема системы управления движением НПА на основе нечеткого регулятора

Правила нечеткого вывода

Значения нечетких термов лингвистической переменной - «отклонение от заданного курса»		Значения нечетких термов лингвистической переменной - «угловая скорость рыскания»		функция выходной переменной «управляющий момент»	
ЕСЛИ	'большое и отрицательное'	И	'большая и отрицательная'	ТО	$K_0 + b_{ix}e(t) + \dots$ jj
	'большое и отрицательное'		'около нуля, левая'		$b_{2,0} + b_{2,1}e(t) + b_{2,2} \frac{de(t)}{dt}$
	'большое и отрицательное'		'около нуля, правая'		$b_{x0} + b_{xi}e(t) + b_{x2}$ jj
	'большое и отрицательное'		'большая и положительная'		$\& 4, o + V (0 + ^6 4, 2$ jj
	'отрицательное'		'около нуля, левая'		$b_{5,0} + b_{5,1}e(t) + b_{5,2}$ jj

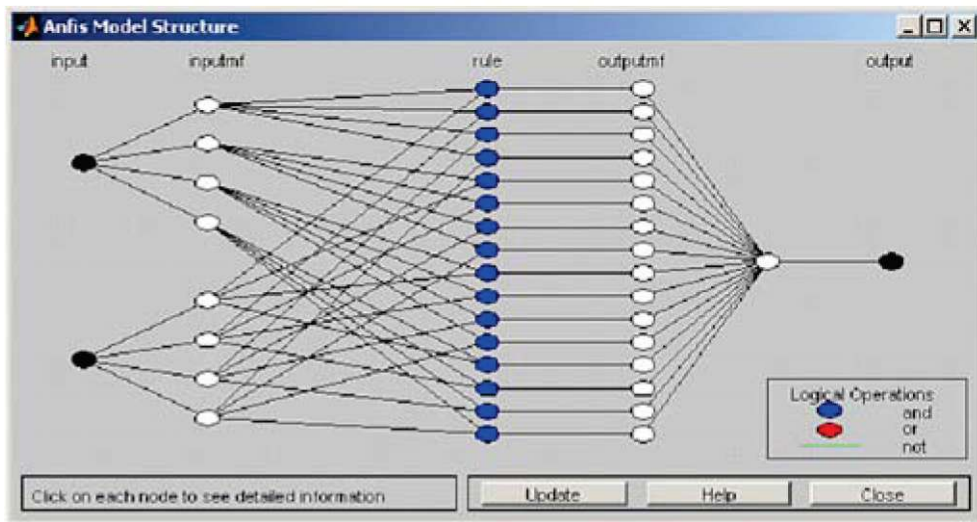


Рис. 2. Структура нейро-нечеткой сети

3 НАСТРОЙКА АЛГОРИТМА УПРАВЛЕНИЯ

Для использования ННР для управления движением НПА в режиме стабилизации курса необходимо предварительно выполнить настройку (обучение) алгоритма. Для обучения ННР используется метод обратного распространения ошибки, основанный на идеях метода наискорейшего спуска [5].

С целью подготовки обучающих данных был разработан программный комплекс с применением языка программирования # и программы MatLab/SIMULINK, который позволяет моделировать движение НПА. В программном комплексе реализовано два режима управления движением НПА: с применением ПД-регулятора и с применением ННР.

В результате моделирования движения комплекса «корабль - кабель-трос - НПА» в разработанном программном комплексе с применением ПД-регулятора были получены данные для обучения ННР, состоящие из совокупности входных и выходной величин ПД-регулятора.

Входными величинами являются «отклонение от заданного курса» и «угловая скорость рыскания», а выходной переменной является «управляющий момент».

Полученные данные затем использовались для настройки параметров ННР (параметры функции принадлежности и коэффициенты заключений) с использованием следующих выражений [5]:

$$\mu_{ij} = \frac{\mu_j(X_r)}{\sum_{k=l,m} \mu_k(X_r)}$$

$$\Gamma_{ij} = b_i^{(r)} - \alpha \frac{dE^{(r)}}{db_{ij}} = K_j - \gamma \alpha \sigma R$$

$$\frac{J_{r+1} - J_r}{J_r} = \frac{dEW}{dc_{ij}} = c_u^{(r)} - a e^{p_{rj}} - y_r^{x_{rj}} - c_{r,j}^{(r)}$$

Правила нечеткого вывода после обучения

Значения нечетких термов лингвистической переменной - «отклонение от заданного курса», граничные значения		Значения нечетких термов лингвистической переменной - «угловая скорость рыска-ния», граничные значения		Функция выходной переменной «управляющий момент»	
ЕСЛИ	'большое и отрицательное' [-0.8113 0.2681]	И	'большая и отрицательная' [-0.394 0.1067]	ТО	$168.5 \quad 0.89e^{(*)} + 42.54 \frac{de}{dt}$
	'большое и отрицательное' [-0.8113 0.2681]		'около нуля, левая' [-0.2945 0.1833]		$-9393 + 1767e(\gamma) \quad 8750 \frac{de}{dt}$
	'большое и отрицательное' [-0.8113 0.2681]		'около нуля, правая' [0.06893 0.09575]		$-2013 + 2067e(\gamma) \quad 2535 \frac{de(t)}{dt}$
	'большое и отрицательное' [-0.8113 0.2681]		'большая и положительная' [0.1486 0.3763]		$1083 + 2039e(f) \quad 52.35 \frac{de(t)}{dt}$
	'отрицательное' [-0.2945 0.1833]		'около нуля, левая' [-0.2945 0.1833]		$-347.5 + 44.28e(f) \quad 115 \frac{de}{dt}$

$$\sigma_{i,j}^{(r+1)} = \sigma_{i,j}^{(r)} - \alpha \frac{dE^{(r)}}{da_{ij}} = \sigma_{i,j}^{(r)} - \alpha \left(b_{r,j} - v_{r,j} \frac{-c_{i,j}^{(r)}}{(of) J} \right)$$

В данных выражениях приняты следующие обозначения: $r = 1, \dots, M$ - номер совокупности обучающих данных; $j = 1, \dots, m$ - номер правила обучения; $i = 1, \dots, n$ - номер входной переменной из входного вектора $X_r = (x_{r1}, x_{r2}, x_{r3}, \dots, x_{rn})$; $B_{r,j}$ - относительная степень выполнения j -ого правила для входного вектора X_r ; $\wedge(X_r)$ - степень выполнения j -ого правила для входного вектора X_r ; $i = 1, \dots, n$ - номер входной переменной; b_{ij} - i -ый коэффициент заключения j -ого правила для входного вектора X_r ; a - параметр обучения, от которого зависит скорость обучения; y_i - результат вывода по нечеткой базе знаний при значении входов из r -ой строки выборки X_r ; $y_{i(r)}$ - значение выхода из r -ой пары обучающих данных; $E^{(r)} = (y_r - y_f)^2$ - «мгновенное» значение ошибки обучения для r -ой совокупности обучающих данных; i_j, t_j - параметры функции принадлежности: координата максимума (ядро) и коэффициент концентрации.

Алгоритм обучения, реализованный в разработанном программном комплексе, состоит из следующих этапов:

Шаг 1. Рассчитываются относительные степени выполнения правил P_r для каждой строки обучающей выборки.

Шаг 2. Устанавливаются начальные значения параметров b_{ij} . Отправляется на вход нейро-нечеткой системы

Шаг 3. Повторяются шаги 1 - 2 для всех итераций обучения.

первая совокупность входных значений. Сравниваются полученные значения на выходе ННР со значением обучающих данных, вычисляется «мгновенная» ошибка $E^{(r)}$.

Шаг 4. Рассчитываются коэффициенты b_{ij} для следующей совокупности обучающих данных.

Шаг 5. Рассчитываются коэффициенты c_{ij} , of_j для следующей совокупности обучающих данных.

Шаг 6. Отправляется на вход следующая совокупность входных данных.

Шаг 7. Повторяются шаги 1 - 6 для всех итераций обучения.

Окончательные результаты обучения (фрагмент) приведены в таблице 2.

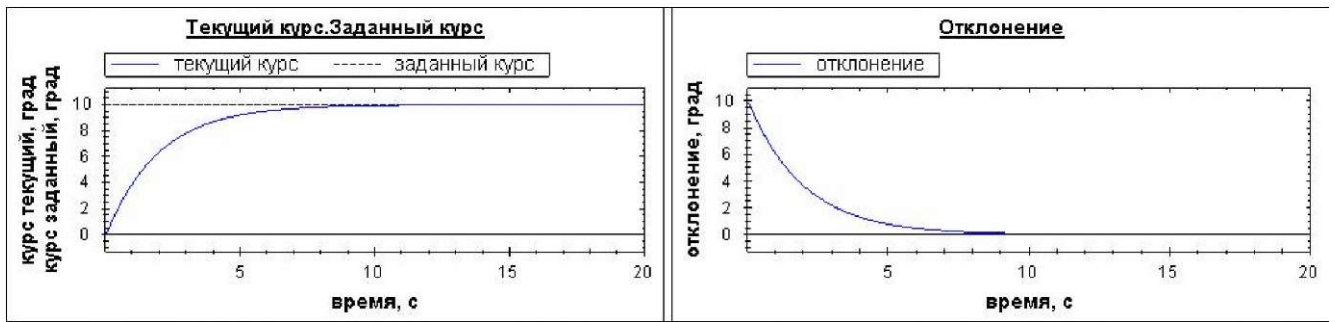
4 МОДЕЛИРОВАНИЕ АЛГОРИТМА ННР

С целью исследования эффективности разработанного алгоритма было выполнено моделирование движения комплекса «корабль - кабель-трос - НПА» с помощью разработанного программного комплекса, функционирующего в режиме управления с применением ННР. Использовались следующие исходные данные: параметры НПА - в соответствии с [7], начальный курс - 0° , заданный курс - 10° . Моделирование течения осуществлялось в соответствии с [7] по формуле $W_x = W = 2\sin(0.8t)$.

Результаты моделирования движения НПА под управлением ННР приведены на рисунке 3. На рисунке 3а приведены зависимости текущего и заданного курсов от времени, на рисунке 3б - зависимость отклонения курса от времени.

Анализ графиков позволяет сделать вывод о том, что для режима стабилизации курса и максимального начального рассогласования по курсу 10° время установления ННР не превышает 10 секунд.

Среднее отклонение курса от заданного рассчитывалось для установившегося режима движения (в период времени с 10 по 20 с) по формуле



а)

б)

Рис. 3. Управление с помощью ННР: а) зависимости текущего и заданного курсов от времени; б) зависимость отклонения курса от времени

$$e_{cp} = \left(\sum_N |\varphi_{зад} - \varphi_{неч}| \right) : N,$$

где N - количество отсчетов.

Среднее отклонение курса от заданного при управлении с помощью ПД-регулятора составило 0.99 градусов, а при управлении с помощью ННР - 1.08 градусов.

Таким образом, ННР стабилизирует курс НПА практически с той же точностью, как и ПД-регулятор. Вместе с тем имеется возможность повышения его точности за счет увеличения объема выборки обучения, количества правил нечеткого вывода для ННР и использования других функций принадлежности входных и выходной переменных.

ЗАКЛЮЧЕНИЕ

В результате работы разработан алгоритм управления движением НПА на основе методов нечеткой логики с нейросетевой настройкой параметров. Сравнение результатов работы созданного регулятора управления с результатами работы ПД-регулятора позволяет сделать вывод о том, что ННР воспроизводит результат работы ПД-регулятора в режиме стабилизации курса НПА. В данной работе на примере управления движением НПА в режиме стабилизации курса показано, что с помощью сочетания нечетких систем и нейронных сетей можно воспроизводить высокоэффективные системы управления.

СПИСОК ЛИТЕРАТУРЫ

1. Лукомский Ю.А., Корчанов В.М. Управление морскими подвижными объектами. - СПб.: Элмор, 1996. - 320 с.
2. Крашенинников В.Р. Численное решение уравнений движения подводного буксировочного кабеля // Сборник научных трудов «Прикладная математика и механика». - Ульяновск: УлГТУ, 2009. - Вып. 8. - С. 150-159.
3. Березин С.Я., Тетюев Б.А. Системы автоматического управления движением судна по курсу. - Л.: Судостроение, 1990. - 256 с.
4. Леоненков А.В. Нечеткое моделирование в среде MATLAB и fuzzyTECH. - СПб.: БХВ-Петербург, 2005. - 736 с.
5. Штовба С.Д. Введение в теорию нечетких множеств и нечеткую логику. - Винница: Издательство винницкого государственного технического университета, 2001. - 198 с.
6. Маттис А. В. Оптимальное управление движением морских подвижных комплексов // Автоматизация процессов управления. - 2011. - № 1 (23). - С. 88-92.
7. Киселев Л.В., Медведев А.В. Исследование динамических свойств автономного подводного робота на основе типологии процессов и моделей // Подводные исследования и робототехника. - 2008. - №1(5). - С. 16-23.