

ПРИМЕНЕНИЕ НЕЙРОФАЗЗИ СЕТЕЙ ДЛЯ УПРАВЛЕНИЯ ДВИЖИТЕЛЯМИ ПОДВОДНЫХ АППАРАТОВ

Цепковский Ю. А., аспирант; Юхимец Д. А., к.т.н.

(Otto-von-Guericke университет, г. Магдебург, Германия; Институт автоматизации процессов управления ДВО РАН г. Владивосток. Россия)

В последнее время для выполнения различных подводных работ все большее применение находят автономные подводные аппараты (АПА), которые часто должны перемещаться с высокой динамической точностью по сложным пространственным траекториям[1]. Так как движение АПА происходит за счет упоров, создаваемых их движителями, то точность перемещения самих АПА существенно зависит от качества управления этими движителями.

Известны нейронные сети (НС), с предварительной настройкой параметров и с настройкой в реальном масштабе времени в процессе функционирования систем [2]. Первые предназначены для работы с объектами, параметры которых в процессе эксплуатации не изменяются, а вторые - для управления объектами с существенно и непредсказуемо изменяющимися параметрами. При этом, как правило, перенастройка параметров в этих НС в реальном масштабе времени требует использования высокопроизводительных управляющих ЭВМ, так как изменение этих параметров методами глобальной оптимизации сопровождаются выполнением довольно большого объема вычислений.

Среди НС наибольший интерес представляют так называемые нейрофаззи (нейронечеткие) сети [3-5]. Алгоритм формирования этих сетей построен на основе системы нечеткого вывода [3-5], требующей ручной настройки параметров. Это является главным препятствием применения нечетких регуляторов в адаптивных системах. С другой стороны, рассматривая систему нечеткого вывода как нейронную сеть, можно применить метод обратного распространения ошибки с целью поиска оптимальных коэффициентов нечеткой системы вывода, удовлетворяющих условию адекватного отображения тестовых (обучающих) данных. Это значительно облегчает практическое решение задачи формирования указанных регуляторов. Применение алгоритмов автоматической настройки параметров нейрофаззи сети на основе обратного распространения ошибки позволяют избежать процесса ручной настройки и могут выполняться на больших выборках тестовых данных. Однако в этом случае в процессе настройки параметров указанной сети все же требуются большие временные затраты. В то же время для настройки в реальном масштабе времени можно использовать локальную оптимизацию, основанную на небольшом объеме постоянно обновляемых обучающих данных. В этом случае параметры нейрофаззи систем можно перенастраивать по мере обновления указанных обучающих данных.

Многочисленные исследования показали, что нейрофаззи системы относительно легко настраиваются и обладают свойством робастности. Известно

большое разнообразие нейрофаззи сетей, отличающихся архитектурой их построения [6], однако в данной работе будет использована сеть ANFIS (Adaptive Neuro Fuzzy Inference System) [3,4], которая входит в состав набора инструментов для моделирования систем с нечеткой логикой среды MATLAB.

Система управления синтезирована по архитектуре прямого инверсного управления [6].

Хотя представленная система управления не требует знания математического описания ОУ, но на стадии тестирования, математическое описание используется для проведения компьютерного моделирования предложенной системы управления.

Существует множество исследований, посвященных описанию движителей АПА [1]. Однако большинство моделей движителя не учитывают ряда важных эффектов возникающих при взаимодействии винта движителя с жидкостью, и оказывающих существенное влияние на их динамику. В частности в этих моделях не учитывается, в частности, изменение шага винта при реверсе, наличие профильных потерь винта, влияние скорости движения АПА на упор, создаваемый винтом. Поэтому в данной работе в качестве базовой модели движителя АПА принимается модель, представленная в работе [1], которая учитывает большинство этих эффектов и является наиболее точной и полной.

Указанная модель движителя представляет собой систему уравнений:

$$\begin{aligned}
 J_d \dot{\omega}_d + \frac{K_m K_w}{R_d} \omega_d + M_b &= \frac{K_m K_y}{R_d} u, \quad \tau_d = F_\tau s_\tau |\omega_d| - C_f \frac{S_d \rho_{ж} |v_{ж}| v_{ж}}{2(1 + C_\omega \omega_d^2)}, \\
 M_b &= F_m (s_\tau + H_{гд} C_\tau \omega_d) |\omega_d| - C_m \frac{S_d \rho_{ж} |v_{ж}| v_{ж}}{2(1 + C_\omega \omega_d^2)}, \\
 s_\tau &= p - \text{sign}(\omega_d) \sqrt{p_\tau^2 - q_\tau}, \quad p_\tau = H_{гд} \omega_d - \frac{v_p}{2} + \frac{F_\tau \omega_d}{4 \rho_{ж} S_d}, \\
 q_\tau &= H_{гд} \omega_d (H_{гд} \omega_d - v_p), \quad H_{гд} = H + \delta_H \text{sign}(\omega_d), \\
 v_p &= \begin{cases} v_{ж}, & \text{если } \text{sign}(\omega_d) = \text{sign}(v_{ж}) \\ 0, & \text{если } \text{sign}(\omega_d) \neq \text{sign}(v_{ж}) \end{cases}
 \end{aligned} \tag{1}$$

где $H_{гд}$ – гидродинамический шаг винта; H – геометрический шаг винта; δ_H – гидродинамическая поправка на шаг винта; F_τ, F_m – обобщенные коэффициенты упора и момента; C_f, C_m – коэффициенты подъемной силы и момента винта при $\omega_d = 0$; C_ω – коэффициент, характеризующий уменьшение подъемной силы и момента винта при $\omega_d \neq 0$; C_τ – коэффициент профильных потерь винта; $\rho_{ж}$ – плотность окружающей жидкости; S_d – площадь диска винта; J_d – момент инерции вращающихся частей движителя с учетом присоединенного момента инерции жидкости; R_d – активное сопротивление якорной цепи электродвигателя; K_m, K_w – коэффициенты момента и противо-ЭДС электродвигателя постоянного тока; K_y – коэффициент усиления усилителя мощности; s_τ – абсолютное скольжение винта; M_b – момент на валу движителя; $v_{ж}$ – скорость перемещения жид-

кости относительно АПА вдоль оси винта; p_t , q_t , v_p – вспомогательные переменные.

Как известно, параметры J_d и F_m движителя из-за влияния присоединенного момента инерции жидкости и вязкого трения в процессе управления АПА могут изменяться.

Таким образом, в данной работе в принята наиболее полная и точная модель движителя АПА, которая учитывает большинство эффектов взаимодействия винта с жидкостью.

Результаты исследования работы предложенной системы управления на основе нейрофаззи сети представлены на рис. 1. Здесь толстой линией представлен эталонный переходный процесс, который должен обрабатываться движителем АПА. Регулятор на базе обратной модели включается в контур управления через 0.9 секунды после начала работы системы, когда НС станет инверсной моделью ОУ (рис. 3).

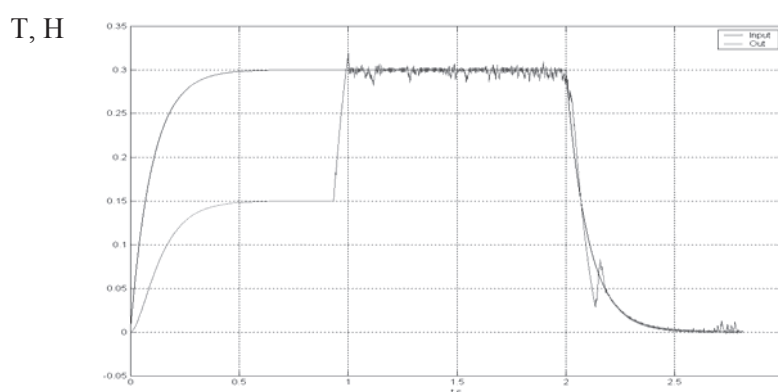


Рисунок 1. Переходный процесс в системе прямого инверсного управления движителем.

Как видно, выходной сигнал тяги движителя АПА имеет высокочастотную составляющую. Это объясняется тем, что принцип прямого инверсного управления основан на компенсации функции передачи объекта t_c управления, путем введения в контур управления звена с обратной динамикой по отношению к этому объекту. Это неизбежно вносит в систему повышенную колебательность за счет высокочастотной составляющей, появляющейся при резких изменениях значений управляющего сигнала. При этом в процесс обучения инверсной модели входит выходной сигнал нейрорегулятора, который содержит указанную высокочастотную составляющую, что неизбежно сказывается на выходе ОУ.

На основе математического моделирования проведено исследование предложенной системы управления, которая показала перспективность и эффективность предложенных подходов для управления объектами данного класса.

Перечень ссылок

1. Агеев М.Д. Упрощенная методика расчета движителей для АПА // Подводные роботы и их системы / Под общ. ред. М.Д.Агеева. - Владивосток: Дальнаука, 1995. - С. 33 – 49.

2. Методы робастного, нейро - нечеткого и адаптивного управления / Под ред. Н. Д. Егупова. - М.: Изд - во МГТУ им. Баумана, 2002. – 744 с.
3. Neuro-Fuzzy-Systeme: von den Grundlagen kuenstlicher Neuronaler Netze zur Kopplung mit Fuzzy-Systemen / Christian Borgelt. Wiesbaden: Vieweg, 2003, 434 p.
4. Nonlinear system identification with local linear neuro-fuzzy models / Oliver Nelles. Aachen: Shaker, 1999, 179 p.
5. Fuzzy logic with engineering applications / Timothy J. Ross; Verfasser: Timothy J. Ross; Chichester : Wiley, 2004, 628 p.
6. Nonlinear identification and control : a neural network approach / G. P. Liu; London [u.a.]: Springer, 2001, 210 p.

УДК 621. 446

ВЛИЯНИЕ ШАГА ОБНОВЛЕНИЯ ДАННЫХ ОБУЧЕНИЯ, И ШАГА КВАНТОВАНИЯ НА КАЧЕСТВО НЕЙРОМОДЕЛИ

Цепковский Ю. А., аспирант; Юхимец Д. А., к.т.н.

(Otto-von-Guericke университет, г. Магдебург, Германия; Институт автоматизации процессов управления ДВО РАН г. Владивосток. Россия)

В традиционных системах с нейронными сетями (НС), которые предназначаются для управления объектами с постоянными параметрами, обучение и настройка сети проводится только один раз перед началом работы системы и больше в процессе ее функционирования переобучение этой сети не производится. Известно [1-4], что для обучения НС необходимо сформировать обучающую выборку, представляющую собой массив данных, который содержит последовательность сигналов, поданных на входы объекта управления и снятых с его выходов.

При использовании НС для управления объектами, параметры которых изменяются в широких пределах и не поддаются измерениям, необходимо периодически и быстро переобучать и перенастраивать сеть в процессе ее работы. Причем процессы перенастройки и управления должны происходить в реальном масштабе времени. Особенности подхода, обеспечивающего выполнение указанных требований, будут рассмотрены ниже.

В качестве объекта управления (ОУ) рассматривалась нелинейная нестационарная модель двигателя подводного аппарата [5].

Массив обучающих данных, H , формируются следующим образом. На каждый шаг дискретизации в массив H заносится s чисел, которые содержат значения сигналов, подаваемых на вход ОУ и снимаемых с его выходов. Причем данные в этот массив заносятся таким образом, что на каждом шаге дискретизации все данные, хранившиеся в нем, смещаются на одну строку вниз, наиболее старое значение удаляется, а в первую строку заносятся данные, снятые с ОУ на текущем шаге дискретизации. Для того чтобы обеспечить работу системы в реальном масштабе времени, переобучение НС производится не на каждом шаге дискретизации, а через заданное количество шагов (которое зада-