

ПРИМЕНЕНИЕ НЕЙРОФАЗЗИ СЕТЕЙ ДЛЯ УПРАВЛЕНИЯ СЛОЖНЫМИ НЕЛИНЕЙНЫМИ ДИНАМИЧЕСКИМИ ОБЪЕКТАМИ С ПЕРЕМЕННЫМИ ПАРАМЕТРАМИ¹

Ф. Палис, В.Ф. Филаретов, Ю. Цепковский, Д.А. Юхимец

Аннотация: В статье на основе нейрофаззи сетей предлагается новый подход к построению систем управления сложными динамическими объектами с переменными и неизвестными параметрами. Выбирается наиболее эффективный метод обучения этой сети и формирования обучающей выборки.

Введение

В последнее время разработано достаточно большое количество методов, позволяющих синтезировать высококачественные системы управления динамическими объектами с неизвестными или переменными параметрами. Однако, эти системы, как правило, сложны и в них требуется измерять или идентифицировать все изменяющиеся параметры.

В связи с этим целесообразно разрабатывать новые подходы и методы на основе новой идеологии управления. В том числе и на основе нейронных сетей (НС) [1-9]. Системы автоматического управления, построенные с использованием этих сетей, имеют заметные преимущества перед традиционными системами. В частности, они не требуют точного знания математических моделей объектов управления (ОУ), могут работать в условиях параметрической неопределенности этих объектов, малочувствительны к изменениям параметров ОУ (проявляют свойства робастности), устойчивы к помехам, легко реализуются с использованием типовых контроллеров и позволяют использовать параллельные вычисления.

Известны типовые НС с предварительной настройкой параметров и с их настройкой в реальном масштабе времени (РМВ) в процессе функционирования систем [3]. Первые предназначены для работы с объектами, параметры ко-

¹ Статья поддержана грантами РФФИ

торых в процессе эксплуатации не изменяются, а вторые - для управления объектами с существенно и непредсказуемо изменяющимися параметрами. При этом, как правило, перенастройка параметров в указанных НС в РМВ требует использования высокопроизводительных управляющих ЭВМ, так как изменения этих параметров различными методами оптимизации сопровождаются выполнением довольно большого объема вычислений.

В последние годы появились публикации, в которых описываются особенности использования НС для управления различными динамическими объектами [10-12]. Однако, параметры этих объектов в процессе управления принимаются постоянными, и процесс настройки сети в редких случаях удается выполнить в РМВ.

Среди НС наибольший интерес представляют так называемые нейрофаззи (нейро-нечеткие) сети [4-8]. Алгоритм формирования этих сетей построен на основе системы нечеткого вывода [2-4], 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 позволяет избежать процесса ручной настройки. Однако в этом случае в процессе настройки параметров указанной сети все же требуются достаточно большие временные затраты. Так как вычислительная сложность алгоритмов настройки НС пропорциональна количеству используемых обучающих данных, то при введении локальной оптимизации можно существенно понизить объем этих постоянно обновляемых обучающих данных и тем самым существенно уменьшить мощность используемых вычислительных средств, решая задачу настройки сети в РМВ.

Поскольку нейрофаззи системы относительно легко настраиваются и обладают свойством робастности (это особенно важно, если эти системы предназначены для работы с зашумленными сигналами в условиях параметрической неопределенности), то эти свойства могут позволить обеспечить их эффектив-

ное использование для управления сложными нелинейными динамическими объектами с неопределенными и существенно (непредсказуемо) изменяющимися параметрами. В данной статье такие системы предполагается использовать для высокоточного управления двигателями подводных аппаратов.

1. Постановка задачи

В данной статье ставится и решается задача синтеза системы управления нелинейным нестационарным динамическим объектом на основе НС, настраиваемой в РМВ. Эта система должна обеспечивать указанному объекту, описываемому сложным нелинейным дифференциальным уравнением, высокую динамическую точность управления в условиях значительного (однако достаточно плавного) изменения его параметров.

2. Описание принципа функционирования и архитектуры используемой нейрофаззи сети

Известно большое разнообразие нейрофаззи сетей, отличающихся архитектурой их построения [2, 4, 5], однако в данной работе будет использована НС ANFIS (Adaptive Neuro Fuzzy Inference System) [2, 6], которая входит в состав набора инструментов для моделирования систем с нечеткой логикой среды MATLAB. Структура этой НС показана на рис. 1 [2, 4]. Первый слой НС (см. рис. 1) распределяет входные сигналы по функциям принадлежности второго слоя, производящего фаззификацию переменных, а третий слой реализует логические операции над нечеткими множествами. В последних двух слоях реализуется вычисление линейной комбинации входов и выходов слоя правил. В данной сети требуется осуществлять настройку параметров входного слоя (слоя функций принадлежности). При этом в качестве функции принадлежности используется функция Гаусса. Ширина и центр этой функции определяются в дальнейшем в ходе настройки параметров методом обратного распространения ошибки. Коэффициенты линейной комбинации в выходном слое сети целесообразно находить с помощью метода наименьших квадратов [8, 9].

Для вычисления параметров НС (см. рис. 1) необходимо формировать обучающее множество, состоящее из тестового и целевого векторов. Тестовый

вектор представляет собой совокупность последовательно подаваемых на вход сети сигналов, отличающихся амплитудой и продолжительностью. Целевой вектор представляет собой совокупность значений выходной координаты в дискретные моменты времени. Размерности целевого и тестового векторов совпадают. Число тестовых данных должно быть достаточно большим для получения достоверной информации о динамических свойствах ОУ. В системах, работающих в РМВ, размерность этих векторов ограничивается производительностью управляющей ЭВМ.

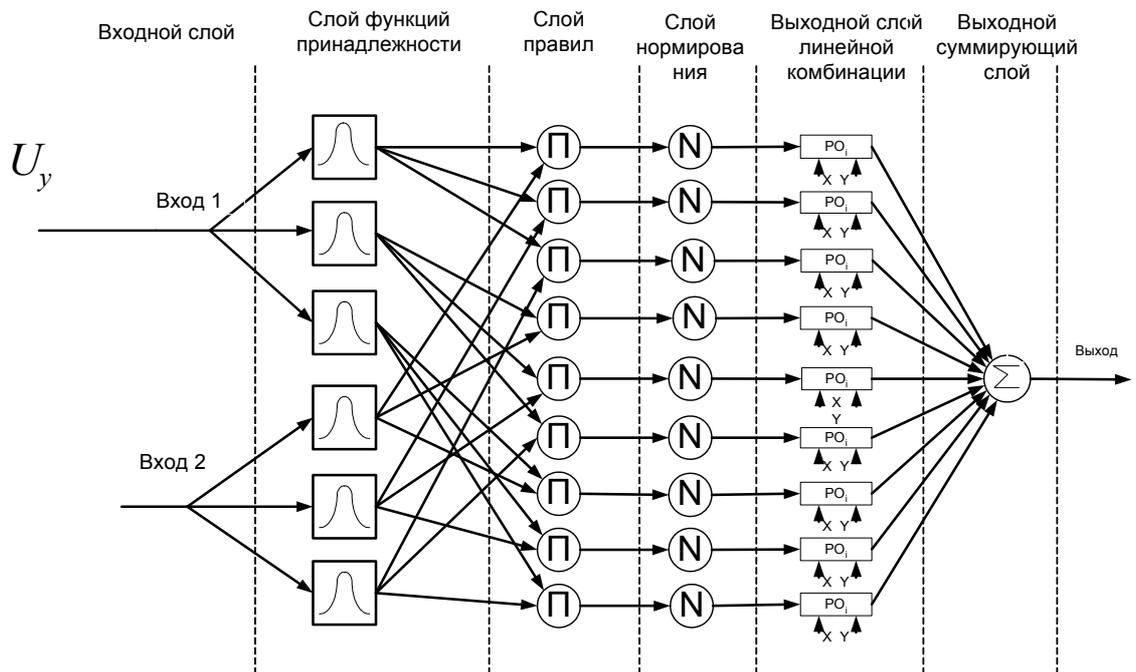


Рис. 1. Шестислойная нейронная сеть ANFIS архитектуры

Указанные особенности НС (см. рис. 1) в дальнейшем будут использованы для ее настройки в РМВ.

3. Выбор эффективного алгоритма настройки параметров сети ANFIS

При работе НС с нестационарными ОУ требуется использовать методы и алгоритмы ее настройки, имеющие наиболее высокую скорость сходимости и минимальную вычислительную сложность. Наиболее быстрой является группа методов градиентного спуска, основанных на обратном распространении ошибки обучения и вычислении производной этой ошибки [2, 6-9]. Указанные мето-

ды обеспечивают настройку параметров НС на основе итерационного процесса, требующего определения градиента функционала ошибки обучения.

Для настройки параметров НС, как правило, вычисляют первую производную ошибки этой настройки по каждому настраиваемому параметру. Но в этом случае имеет место очень слабая сходимость, требующая выполнения большого количества итераций для снижения указанной ошибки до требуемого уровня [2-5, 8]. Сократить количество итераций позволяет метод Ньютона, предполагающий вычисление второй производной от ошибки обучения. Но качественное определение второй производной требует большого объема вычислений, и для его снижения применяют так называемые квазиньютоновские методы, в которых используют приближенные вычисления вторых производных от функционала указанной ошибки [2, 3, 8].

Следует отметить, что для настройки нейрофаззи сетей для стационарных ОУ традиционно используется относительно простое дельта - правило и комбинированный метод, сочетающий это дельта - правило с методом наименьших квадратов [3, 4, 8]. Поскольку в публикациях отсутствуют сведения о возможности использования других методов для настройки сетей ANFIS, то в этой работе вначале предлагается провести анализ эффективности различных методов и алгоритмов применительно к настройке указанных НС, а затем на основе этого анализа - выбрать самый быстрый из них.

Для сравнения эффективности различных методов было проведено моделирование обучения сети ANFIS, изображенной на рис. 1. При обучении различными методами достигалась одинаковая квадратичная ошибка, равная 0.0001. Все вычисления проводились в среде MATLAB. Их результаты представлены на рис. 2.

В процессе исследований было выявлено (см. рис. 2), что некоторые методы имеют большую вычислительную сложность, но требуют малого числа итераций для точной настройки НС и наоборот. Опуская выявленные особенности использования каждого метода, по результатам выполненных исследований было показано, что наиболее эффективными (быстрыми) методами настройки параметров сети ANFIS являются метод Левенберга - Маркварта для слоя термов и метод наименьших квадратов для слоя линейных комбинаций входов. В дальнейшем в данной работе для обучения НС будет использована комбинация указанных двух методов.

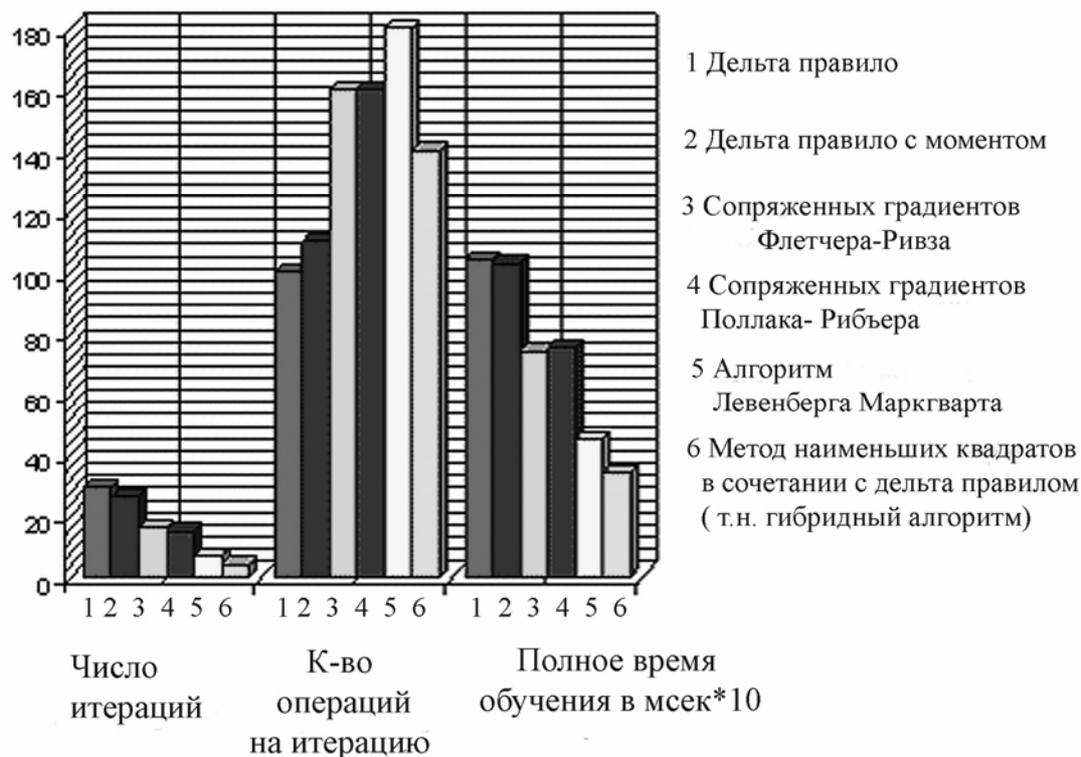


Рис. 2. Сравнение эффективности различных методов обучения нейрофаззи сети ANFIS

После выбора метода обучения сети ANFIS необходимо сформировать такой алгоритм ее работы, который позволил бы обеспечивать управление сложным динамическим ОУ с неизвестными и переменными параметрами в РМВ. Такой алгоритм работы рассматривается ниже.

4. Описание работы системы с перенастройкой нейронной сети в реальном масштабе времени

В традиционных системах с НС, которые используются для управления объектами с постоянными параметрами, обучение и настройка сети проводится только один раз перед началом работы системы и больше в процессе ее функционирования параметры сети не изменяются. Для обучения НС формируется обучающая выборка [2-9], представляющая собой массив данных, который содержит последовательность сигналов, поданных на входы ОУ и снятых с ее выходов. При этом последовательность входных сигналов обычно представляет собой набор случайных величин из всего возможного диапазона изменения

входных сигналов. Количество и частота подачи сигналов на вход ОУ при формировании обучающей выборки зависят от архитектуры НС и свойств этого ОУ. На основе сформированной обучающей выборки производится такая настройка НС, чтобы она стала обратной (инверсной) моделью ОУ. После введения этой модели в прямую цепь управления реализуется известный принцип прямого инверсного управления [1, 2, 6-8], позволяющий придать всей системе в целом заданные динамические свойства. Однако указанный подход можно применять только тогда, когда ОУ имеет постоянные параметры. В противном случае НС, заранее обученная на основе заданных динамических свойств конкретного объекта, уже не сможет обеспечить ему приемлемое качество управления при значительных вариациях этих параметров, хотя сама НС все же обладает некоторыми робастными свойствами.

Следует отметить, что, если диапазон изменения входных сигналов системы достаточно велик, то для обеспечения качественной настройки сети формируемая обучающая выборка должна накапливать большой объем информации и, следовательно, иметь большую размерность. При этом время настройки НС на основе этой объемной выборки, как уже отмечалось ранее, резко повышается. Если же при указанных условиях уменьшить объем формируемой выборки за счет увеличения интервала между очередными порциями поступающей в эту выборку информации, то в отдельных режимах работы системы НС, настроенная на основе уменьшенной по объему выборки, может уже и не обеспечивать заданную точность управления. Поэтому для быстрой и точной настройки НС желательно, чтобы в проектируемой системе сеть настраивалась при использовании выборки, сформированной на достаточно малом диапазоне изменения входных сигналов и с малым шагом дискретизации. При отклонении входных сигналов от выбранного диапазона сеть должна быть перенастроена заново.

При использовании НС для управления объектами, параметры которых изменяются в широких пределах и не поддаются измерениям, необходимо также периодически в РМВ переобучать и перенастраивать сеть во время работы системы. Особенности подхода, обеспечивающего выполнение указанных требований, будут рассмотрены ниже.

На рис. 3 представлена структурная схема предлагаемой в данной работе системы управления, построенной с использованием НС, работающей в РМВ и

использующей принцип прямого инверсного управления. На этой схеме введены следующие обозначения: U_3 , $U_{\text{вых}}$ – соответственно, задающий и выходной сигналы системы; U_y – сигнал управления ОУ; \tilde{U}_y – выходной сигнал настраиваемой НС; ε – сигнал ошибки настройки, Δ - блоки задержки, позволяющие идентифицировать динамические свойства ОУ (для объектов n-го порядка необходимо вводить n пар этих блоков); P_r – типовой регулятор; БП – блок переключения.

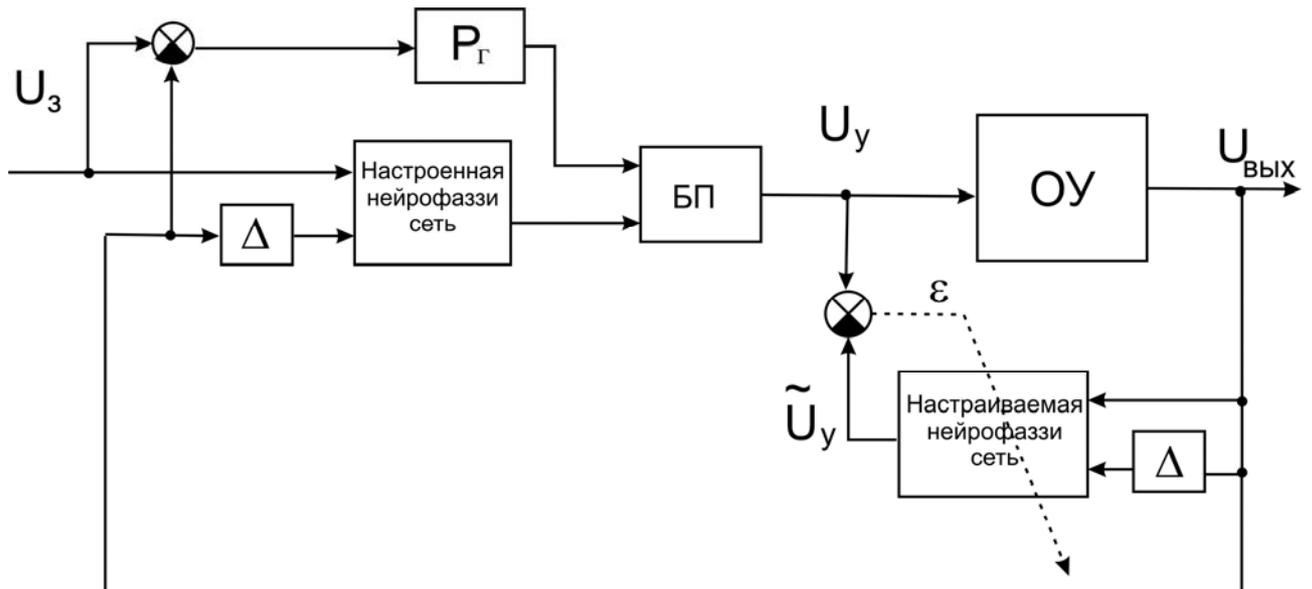


Рис. 3. Структурная схема системы управления с нейрофаззи сетью

На начальном этапе работы рассматриваемой системы параметры ОУ неизвестны, НС является ненастроенной и не может обеспечивать качественного управления этим ОУ до тех пор, пока она не обучится полностью хотя бы один раз. Однако для формирования обучающей выборки необходимые данные следует снимать с уже работающей системы. Поэтому для получения этой выборки на начальном этапе настройки НС в систему вводится типовой регулятор P_r , обеспечивающий хотя бы приемлемое качество ее работы.

После формирования первой обучающей выборки (особенности формирования этих выборок будут обсуждаться ниже) происходит обучение НС, которая в результате становится инверсной моделью ОУ и устанавливается в прямую цепь управления вместо типowego регулятора P_r . Эта замена осуществляется с помощью БП. Для обеспечения непрерывного процесса настройки НС и управления ОУ в системе (см. рис.3) используется две НС. Первая из них не-

прерывно обучается, а вторая (с предыдущей настройкой) обеспечивает процесс управления. После очередного переобучения НС ее параметры копируются во вторую (управляющую) НС и процесс повторяется. Это позволяет не прерывать управление объектом на время переобучения сети.

Как уже отмечалось ранее, для обучения НС прежде необходимо сформировать обучающую выборку, которая должна содержать данные, соответствующие всему возможному диапазону значений U_y . Для стационарных систем с предварительным обучением такая проблема решается легко, так как не возникает проблем с формированием этой выборки для всего диапазона изменения сигналов U_y и с временем настройки сети. В системе, рассматриваемой в данной работе, только одну полную обучающую выборку получить нельзя, так как параметры ОУ непрерывно изменяются в большом диапазоне, и эта выборка содержала бы информацию о динамических свойствах различных ОУ.

В данном случае для небольшого диапазона входных сигналов в течение ограниченного промежутка времени (когда непрерывно и плавно изменяющиеся параметры ОУ успевают претерпеть незначительные изменения) требуется формировать небольшие по объему выборки и каждый раз быстро перенастраивать сеть на основе этих новых выборок. При этом в процессе работы такой системы (до очередной замены НС) возникают ситуации, когда на ее вход будут поступать сигналы, значения которых выходят за пределы диапазонов значений входных сигналов, на которых происходило обучение используемой в данный момент НС. В этом случае указанная сеть без применения специальных мер при ее настройке уже не обеспечит качественного управления ОУ и может вообще произойти потеря работоспособности всей системы в целом. В результате при построении этих систем возникает задача формирования таких обучающих выборок, которые позволили бы устранить указанные проблемы.

Для решения этой задачи предлагается использовать подход, согласно которому вся обучающая выборка формируется на основе не одного, а двух массивов данных. Первый массив $H \in \mathbb{R}^{m \times s}$ состоит из данных, полученных на основе измерений в процессе работы системы, а второй массив $P \in \mathbb{R}^{p \times s}$ содержит данные, полученные на основе массива H и прогнозирующие поведение управляемого ОУ на небольшом промежутке времени в будущем.

Строки массива H формируются следующим образом. На каждом очередном (достаточно малом) временном шаге дискретизации T_0 (при очередном из-

мерении состояния системы) все данные, хранившиеся в этом массиве H , сдвигаются на одну строку вниз. Нижняя строка, содержащая наиболее старую информацию, удаляется, а в первую строку заносятся очередные s чисел, которые соответствуют значениям сигналов, подаваемых на входы системы и снимаемых с ее выходов. Для обеспечения работы системы с ограниченным по мощности вычислителем в РМВ очередное переобучение НС должно производиться не после каждого шага дискретизации T_0 , а через p шагов (величина p зависит от динамических свойств ОУ и мощности используемого вычислителя). При этом массив H_k (k - натуральное число), используемый для предыдущего обучения сети, заменяется на массив H_{k+1} , при котором будет происходить ее очередное обучение. Причем в зависимости от величин m и p некоторое количество данных (строк) в массивах H_k и H_{k+1} может совпадать.

Как уже отмечалось ранее, для правильной настройки НС перед ее очередным переобучением каждый массив H_k ($k = 1, 2, 3, \dots$) необходимо дополнить массивом P_k , который должен содержать данные, прогнозирующие поведение системы на p шагов дискретизации вперед. При этом элементы столбцов массива P_k формируются на основе элементов соответствующих столбцов массивов H_k , а число строк массива P_k должно быть таким, чтобы до окончания очередной настройки НС (на основе массивов H_k и P_k) параметры ОУ еще находились в пределах спрогнозированных значений, учитываемых элементами массива P_k .

На рис. 4. показаны временные последовательности формирования элементов первых столбцов массивов H_k и P_k ($k = 1, 2, 3, \dots$) в системе, изображенной на рис. 3. Все остальные столбцы этих массивов формируются аналогичным образом. Причем формирование элементов указанного столбца массива H_k (на рис. 4 он обозначен H_k^1) происходит с использованием сплошной линии, а аналогичного столбца массива P_k (на рис. 4 обозначен P_k^1) - пунктирной.

С учетом предложенного подхода и временной последовательности (см. рис. 4) формирования выборки (массивов H_k и P_k) предлагается использовать следующий алгоритм построения и работы системы с переменными параметрами и НС (см. рис. 3), настраиваемой в РМВ.

В момент начала работы системы (см. $t_0 = 0$ на рис. 4) при включенном регуляторе P_r на ее вход подается сигнал U_3 и через каждый временной шаг T_0 начинается процесс построчного заполнения массива H_1 . Процесс заполнения

этого массива завершается в момент времени $t_1 = m \cdot T_0$, и он запоминается в памяти контроллера. Сразу же после этого начинается временная экстраполяция данных, последовательно расположенных в каждом столбце массива H_1 , например, с использованием метода наименьших квадратов. Этот процесс завершается в момент времени $t_1^{\text{э}} = t_1 + t_3$ после последовательного расположения экстраполированных данных в соответствующих p строках и s столбцах массива P_1 (t_3 – время экстраполяции и заполнения массива P_1). После формирования выборки, т.е. массивов P_1 и H_1 , начинается первая настройка НС, которая завершается в момент времени $t_1^{\text{н}} = t_1 + t_n$ (t_n – время настройки сети), когда начинает выполняться неравенство $\varepsilon < \varepsilon_{\text{доп}}$ (см. рис. 3), где $\varepsilon_{\text{доп}}$ – некоторая заранее заданная малая величина. После этого настроенная инверсная НС включается в прямую цепь системы (см. рис. 3), а регулятор Рг с помощью БП отключаются до конца работы этой системы.

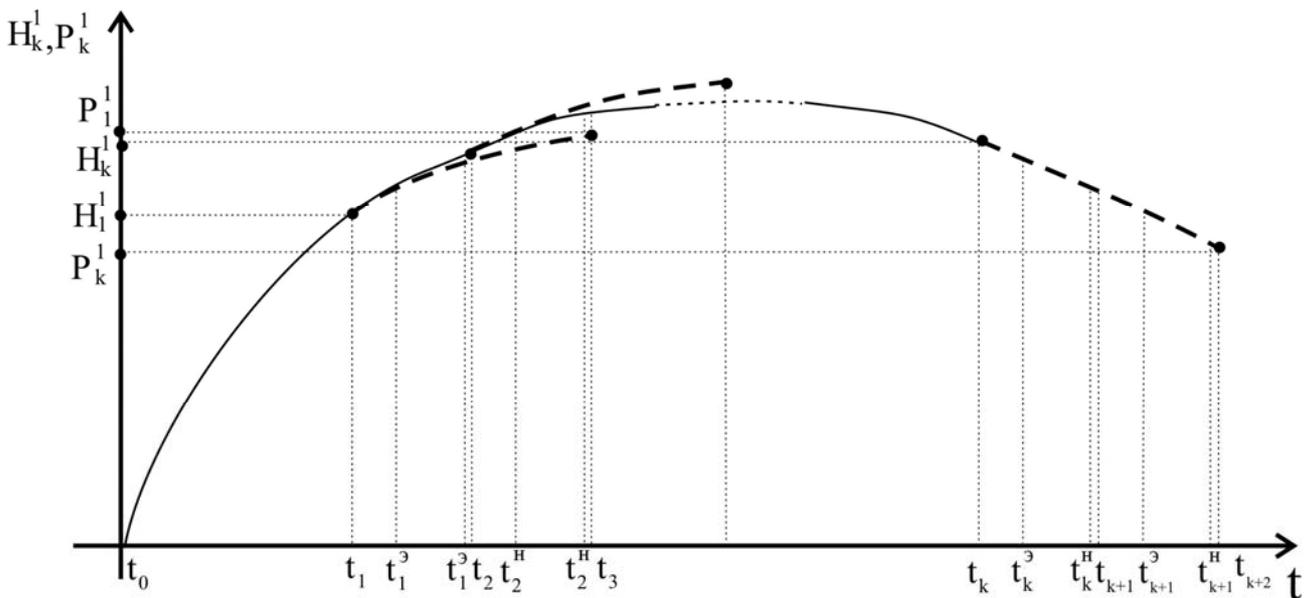


Рис. 4. Временные последовательности формирования элементов первых столбцов массивов H_k и P_k

Следует отметить, что за время $T_0 \cdot h \geq t_1^{\text{н}} - t_1$ (h – минимальное натуральное число, удовлетворяющее приведенному неравенству) через каждый шаг T_0 в системе происходит обновление массива H (заполнение его h верхних строк новыми данными с потерей h нижних строк). В момент времени $t_2 = t_1 + T_0 \cdot h \geq t_1^{\text{н}}$, где $t_2 - t_1^{\text{н}} < T_0$ (см. рис. 4), происходит запоминание нового массива H_2 , а затем сразу же начинается процесс экстраполяции и заполнения массива P_2 . В

момент времени $t_2^3 = t_2 + t_3$ заполнение этого массива заканчивается и начинается новая настройка НС (она заканчивается в момент времени $t_2^H = t_2^3 + t_H$) и ее последующая установка в прямую цепь рассматриваемой системы. В момент времени $t_3 = t_2 + T_0 \cdot h \geq t_2^H$ происходит запоминание обновленного массива H_3 и весь процесс циклически повторяется при работе системы.

Поскольку, как показали результаты исследований, суммарное время экстраполяции и настройки очередной НС ($t_3 + t_H$) для различных временных участков работы системы практически одинаково, то величина h в процессе работы системы остается постоянной. Более того, она должна быть равна половине количества строк в массиве P_k . То есть экстраполяция каждого столбца очередного массива H_k для формирования соответствующих столбцов массива P_k должна осуществляться на $p = 2h$ шагов дискретизации вперед (на время $t = t_{k+2} - t_k = 2h \cdot T_0$). Действительно, если в момент времени t_k в прямую цепь управления установлена очередная НС (см. рис. 3), настроенная с использованием массивов H_{k-1} и P_{k-1} и на основе очередного массива H_k началась экстраполяция с целью формирования массива P_k , то эта экстраполяция должна быть осуществлена до времени t_{k+2} . Это объясняется тем, что в момент времени t_{k+1} в системе будет сформирована и установлена новая НС, настроенная с использованием массива P_k , которая должна обеспечивать качественную работу этой системы до времени t_{k+2} , когда в ее прямую цепь будет установлена новая НС, настроенная уже с использованием массивов H_{k+1} и P_{k+1} . То есть настраиваться и работать каждая НС должна в течение времени, на которое сформирован прогноз поведения ОУ с учетом возможного изменения его параметров. Очевидно, что при указанном алгоритме настройки и работы НС будет обеспечена и возможность минимизации невязки ϵ (см. рис. 3), поскольку настройка этой сети будет происходить на основе массива P , содержащего элементы, учитывающие прогноз поведения ОУ во время указанной настройки.

Таким образом, как следует из предлагаемого алгоритма и рис. 4, через каждые h указанных шагов дискретизации в момент времени t_k в прямую цепь системы устанавливается вновь настроенная НС, которая остается неизменной в течение очередных h шагов дискретизации, и формируется массив H_k . Затем за время $t_3 = t_k^3 - t_k$ производится экстраполяция элементов соответствующих столбцов этого массива на очередные $p = 2h$ шагов вперед и на основе этой экстраполяции формируется массив P_k , состоящий из p строк. После этого два ука-

занных массива объединяются в один, который и образует обучающую выборку. С использованием этой выборки в течение времени $t_n = t_k^H - t_k^Э$ производится переобучение действующей НС, т.е. обновление ее параметров. Далее вновь настроенная НС в момент времени t_{k+1} заменяет прежнюю сеть и указанный процесс переобучения и смены НС повторяется.

Как будет показано далее, несмотря на определенную ошибку прогнозирования реального поведения ОУ с переменными параметрами, рассмотренный подход все же позволяет обеспечить качественную настройку НС и работу всей системы в целом вне диапазона реально сформированных обучающих данных массива H , так как при относительно краткосрочных прогнозах только на p шагов вперед при малых значениях T_0 ошибка прогнозирования, как правило, достаточно мала.

Следует отметить, что в общем случае значения m , h и T_0 в процессе работы системы могут изменяться. Они подбираются исходя из динамических свойств ОУ, особенностей изменения его параметров, требуемой точности настройки НС и мощности используемого управляющего компьютера.

5. Математическая модель движителя подводного аппарата

В качестве ОУ в системе (см. рис. 3) будет рассматриваться один из движителей автономного подводного аппарата (АПА), который должен перемещаться с высокой скоростью по сложным пространственным траекториям. Так как движение АПА происходит за счет упоров, создаваемых его движителями, то точность перемещения самих АПА существенно зависит от качества управления этими движителями.

Многочисленные исследования динамических свойств движителей АПА [13-16] показывают, что при работе в водной среде они описываются сложными нелинейными дифференциальными уравнениями, параметры которых заранее точно определить не удастся. Более того, эти параметры в различных режимах работы движителей существенно изменяются. Поэтому применение традиционных систем управления не позволяет достичь заданной точности управления этими сложными динамическими объектами.

Существует множество исследований, посвященных математическому описанию работы этих движителей [15, 17]. В данной работе будет использова-

на модель, которая учитывает большинство эффектов взаимодействия вращающегося винта с окружающей вязкой жидкостью и поэтому является наиболее точной и полной [16].

Указанная модель описывается системой уравнений:

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

где τ_d - тяга движителя; ω_d - скорость вращения винта движителя; $H_{гд}$ - 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_r - 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; K_y - коэффициент усиления усилителя мощности; s_τ - абсолютное скольжение винта; M_b - момент на валу движителя; $v_{ж}$ - скорость перемещения жидкости относительно АПА вдоль оси винта; p_τ , q_τ , 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 существенно изменяться. Возможные диапазоны этих изменений зададим в виде неравенств: $J_{d\min} \leq J_d \leq J_{d\max}$, $F_{m\min} \leq F_m \leq F_{m\max}$, где $J_{d\min}$, $F_{m\min}$, $J_{d\max}$, $F_{m\max}$ - наименьшие и наибольшие значения соответствующих параметров.

Далее при использовании предложенного алгоритма настройки НС будет проведен анализ точности работы системы, изображенной на рис. 3. При этом математическая модель ОУ (двигателя АПА) будет описываться уравнениями (1) с существенно переменными параметрами.

6. Исследование системы с нейронной сетью при управлении двигателем АПА с переменными параметрами

В этом разделе будут исследованы особенности обучения НС и работы всей системы (см. рис. 3) в целом. При этом, как уже отмечалось ранее, для обучения НС в РМВ применяются методы Левенберга - Маркгварта (для слоя термов) и наименьших квадратов (для слоя линейных комбинаций входов).

В процессе исследований шаг моделирования в среде MATLAB выбирался равным 10^{-4} с. Поскольку ОУ имеет только один вход (сигнал U_y) и один выход (ω_d), то массивы N_k и P_k содержат всего по два столбца. При этом количество строк m массива N_k было принято равным 32. Как показали исследования, этого оказалось вполне достаточно для обеспечения высокой точности работы рассматриваемой системы и малого времени обучения ее НС.

При моделировании двигатель (1) имел следующие параметры: $K_y = 20$, $F_\tau = 4 \text{ Н}\cdot\text{с}^2/\text{м}$, $H = 0.12 \text{ м}$, $\delta_H = 0.002 \text{ м}$, $K_m = 0.5 \text{ Н}\cdot\text{м}/\text{А}$, $K_w = 0.5 \text{ Н}\cdot\text{м}/\text{В}$, $C_r = 0.12$, $S_d = 0.01 \text{ м}^2$, $C_f = 0.002$, $C_\omega = 0.01$, $C_m = 0.001$, $R_d = 2 \text{ Ом}$. Параметры F_m и J_d изменялись по следующим законам: $F_m = F_{mn} + k_1 \omega^2$, $J_d = J_{дн} + k_2 \omega^2$, где $F_{mn} = 0.075 \text{ Н}\cdot\text{с}^2$ - номинальный коэффициент момента; $J_{дн} = 0.015 \text{ кг}\cdot\text{м}^2$ - номинальный момент инерции двигателя; $k_1 = 10^{-5} \text{ Н}\cdot\text{с}^4$, $k_2 = 3 \cdot 10^{-5} \text{ с}^2 \cdot \text{кг}\cdot\text{м}^2$ - постоянные коэффициенты.

Перед исследованием работы всей системы управления двигателем АПА вначале рассмотрим работу инверсной модели, построенной на основе нейрофаззи сети и работающей в РМВ.

На рис. 5 представлены результаты исследования работы НС, настраиваемой по описанному выше алгоритму. При этом единица сигналов U_y и \tilde{U}_y по оси ординат соответствует 24 в. Цифрой 1 на этом рисунке обозначен участок изменения сигнала $U_y = \sin 6t$ (см. рис.3), а цифрой 2 - выходной сигнал \tilde{U}_y НС (инверсной по отношению к ОУ), на вход которой подается сигнал $U_{\text{вх}}$ (см.

рис. 3). Из этого рисунка видно, что к моменту замены НС на очередные вновь настраиваемые (см. $t = 0.4\text{c}$, $t = 0.45\text{c}$, $t = 0.5\text{c}$) за счет изменения параметров ОУ и погрешностей прогнозирования происходит определенное накопление ошибок, которые уменьшаются (см. $t = 0.5\text{c}$) или практически обнуляются (см. $t = 0.4\text{c}$ и $t = 0.45\text{c}$) при замене прежней НС на новую. При этом в зависимости от точности совпадения элементов матрицы прогнозов P_k с реальными значениями U_y и $U_{\text{вых}}$ величина накапливаемой ошибки может быть различна. В частности, из рис.3 видно, что к моменту обновления НС при $t = 0.4\text{c}$ в результате удачно составленной матрицы P_k величина ошибки близка к нулю. Причем настройка НС по предложенному алгоритму и их замена обеспечиваются в РМВ (при $T_0 = 0.001$ время обновления НС $t_{k+1} - t_k = 0.05\text{c}$).

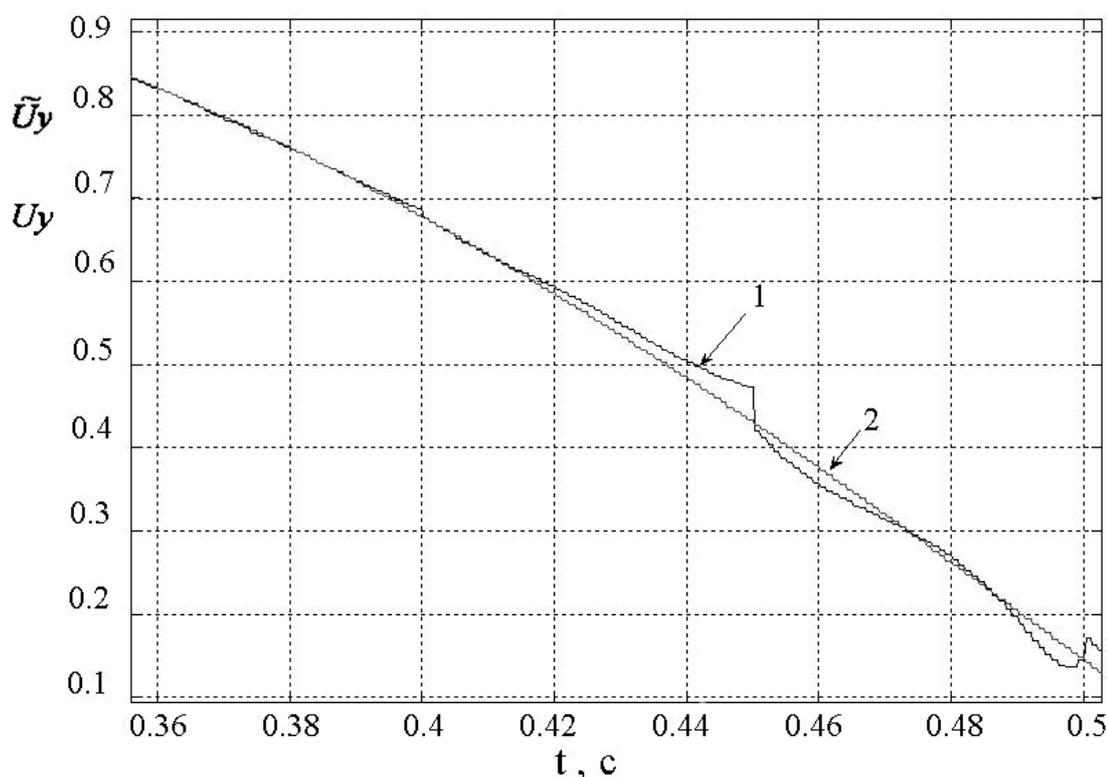


Рис. 5. Процесс изменения тяги двигателя и работа НС в режиме обратной модели

Величины указанных накапливаемых ошибок можно значительно уменьшить, если уменьшать величину T_0 . В частности, при $T_0 = 10^{-4}$ ошибка, наблюдаемая на рис. 5 при $t = 0.45\text{c}$, может быть уменьшена более чем в 4 раза. Это же произойдет и с другими ошибками к моменту замены НС. Однако при этом время настройки НС уменьшается (при сохранении объема матриц H_k и P_k) и поэтому для указанной настройки необходимо использовать более мощные

вычислительные средства.

Таким образом, выполненный анализ показывает, что предложенный алгоритм настройки является вполне работоспособным и обеспечивает достаточно качественную настройку параметров НС для рассматриваемого сложного нелинейного ОУ с непрерывно изменяющимися параметрами даже при наличии ошибок прогнозирования.

Результаты исследования работы системы управления движителем АПА (см. выражения (1)), построенной на основе НС, представлены на рис. 6. Кривая 1 на этом рисунке обозначает закон изменения $U_3 = \sin 6t$, а кривая 2 - $U_{\text{вых}}$. При этом единица значений указанных сигналов (см. рис. 6) соответствует силе тяги движителя АПА $\tau_{\text{д}} = 91$ Н. Из этого рисунка видно, что после начала работы и до $t \approx 0.1$ с в системе (см. рис.3) (согласно предложенному алгоритму) вместо НС работает типовой регулятор Рг, обеспечивающий приемлемое качество управления на начальном участке ее движения. В момент $t \approx 0.1$ с в прямую цепь включается и вступает в работу настроенная НС (при $T_0 = 10^{-4}$). В дальнейшем эта сеть обеспечивает вполне приемлемое отслеживание движителем АПА (см. выражение (1)) программной тяги.

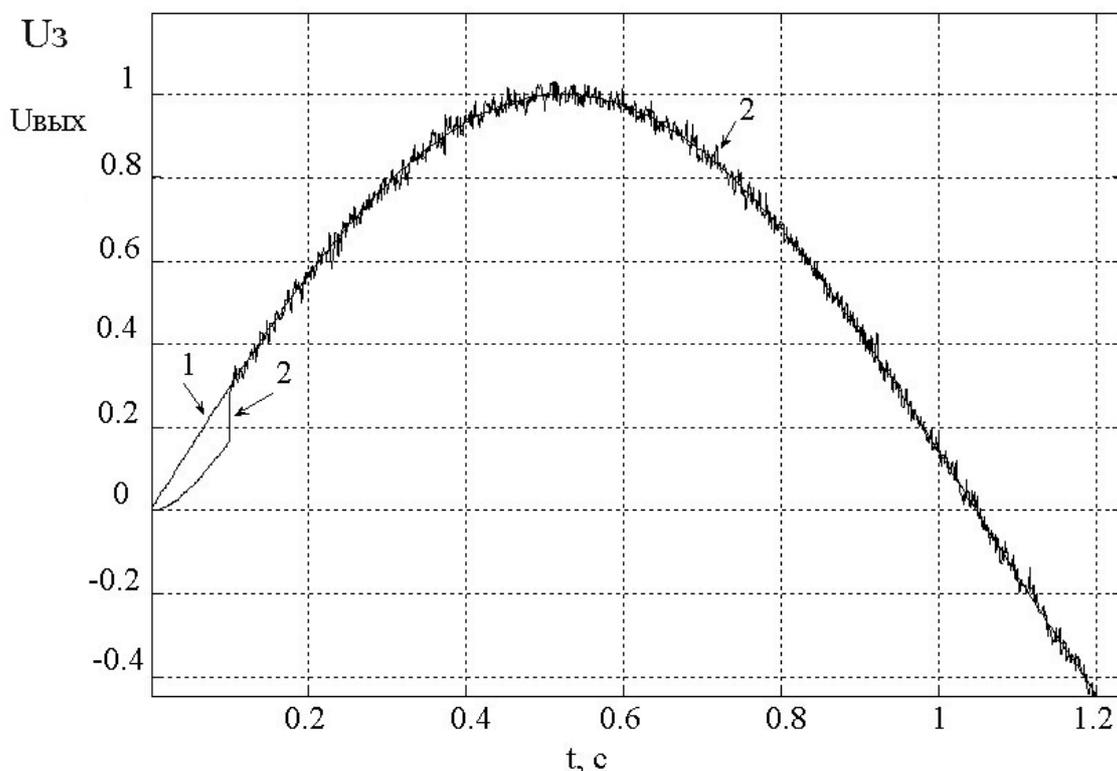


Рис. 6. Процесс отработки движителем АПА синусоидального программного сигнала

Однако НС, являясь инверсной моделью ОУ с ограниченной полосой пропускания, обладает свойствами дифференцирующих звеньев, на выходах которых обычно формируются высокочастотные составляющие. Указанные составляющие заметно ухудшают качество работы всей системы в целом, которое снижается за счет понижения точности настройки НС. Ухудшение качества настройки НС объясняется тем, что указанные высокочастотные составляющие начинают поступать и в обучающую выборку (их содержат элементы массивов H_k и P_k), сбивая используемый алгоритм настройки.

Для снижения уровня этих составляющих в указанной выборке и, соответственно, их влияния на результаты работы всей системы в целом можно ввести сглаживание (нормирование) всех элементов массивов H_k и P_k за счет их усреднения. Это усреднение можно обеспечить за счет деления каждого элемента соответствующего столбца массива H_k или P_k на среднее арифметическое значение всех элементов указанного столбца.

На рис.7 показан процесс работы системы с переобучаемой НС (см. рис.3) при сглаживании элементов обучающей выборки указанным способом.

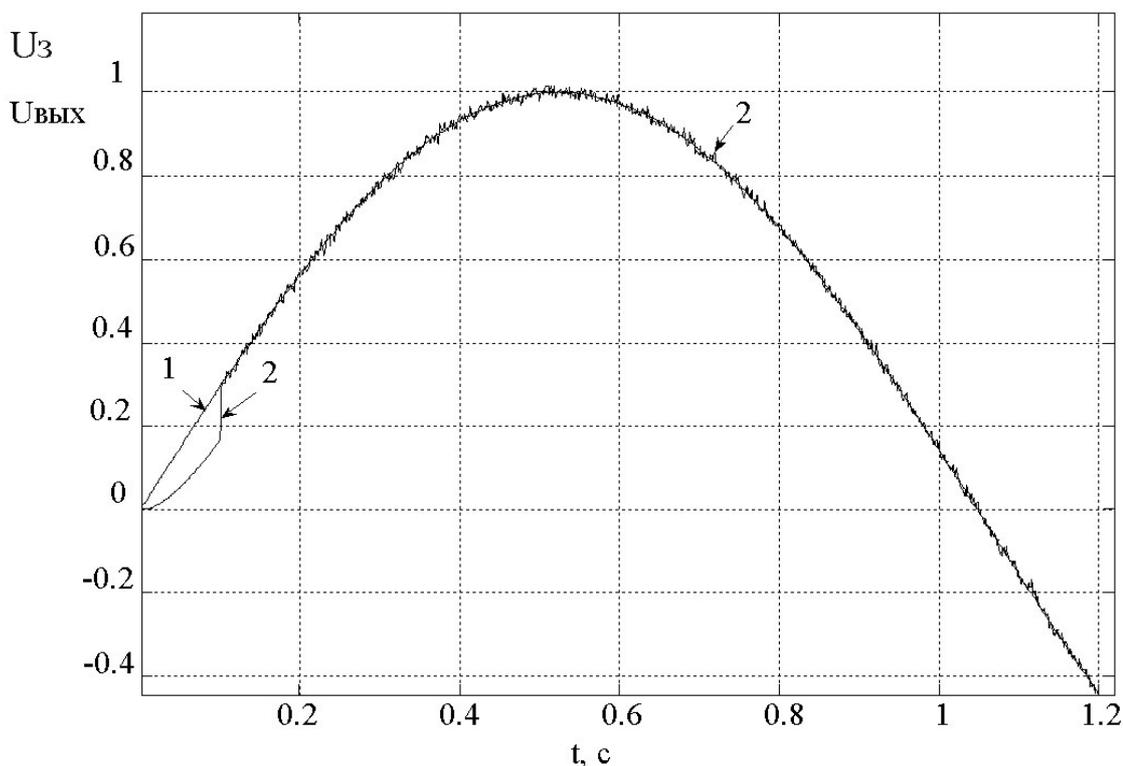


Рис. 7. Процесс работы системы с НС при сглаживании элементов обучающей выборки

Кривая 1 на этом рисунке, как и прежде, соответствует закону изменения

$U_3 = \sin 6t$, а кривая 2 - $U_{\text{вых}}$. Сравнение рис. 6 и рис. 7 позволяет убедиться в значительном (почти в 2.5 раза) снижении высокочастотных колебаний выходного сигнала системы и, соответственно, повышении качества ее работы.

Таким образом, на основе проведенных исследований можно сделать вывод о том, что применение ANFIS сетей (настраиваемых в РМВ) позволяет качественно управлять сложными нелинейными динамическими объектами с существенно изменяющимися параметрами.

Заключение

В данной работе на примере двигателя АПА была исследована возможность применения ANFIS сетей для управления сложными нелинейными динамическими объектами с переменными параметрами. На основе проведенных исследований был выявлен наиболее рациональный комбинированный метод обучения ANFIS-сети, гарантирующий его быструю сходимость при минимальных вычислительных затратах.

Разработан алгоритм формирования малой по объему, но постоянно обновляемой обучающей выборки, содержащей матрицу, элементы которой прогнозируют поведение ОУ на небольшом промежутке времени в будущем. Этот алгоритм с учетом используемого метода обучения позволяет осуществлять быструю (в РМВ) и точную настройку параметров НС и с ее помощью обеспечивать качественный процесс управления сложными нелинейными динамическими объектами с неизвестными и существенно переменными параметрами.

Выполненное математическое моделирование и исследование системы управления, построенной на основе предложенной НС, подтвердили перспективность и эффективность рассмотренных подходов и решений для управления динамическими объектами указанного класса.

Литература

1. Филимонов Н. А. О применимости схем нейронного управления на основе инверсно-прямой модели обучения // Мехатроника, автоматизация, управление, № 10, 2004. – С. 54 – 60.
2. Рутковская Д., Пилиньский М., Рутковский Л. Нейронные сети, генети-

ческие алгоритмы и нечеткие системы. – М.: Горячая линия – Телеком, 2004. - 452 с.

3. Методы робастного, нейро - нечеткого и адаптивного управления / Под ред. Н. Д. Егупова. - М.: Изд - во МГТУ им. Баумана, 2002. – 744 с.

4. Borgelt Ch. Neuro-Fuzzy-Systeme: von den Grundlagen kuenstlicher Neuronaler Netze zur Kopplung mit Fuzzy-Systemen / Wiesbaden: Vieweg, 2003, 434 p.

5. Nelles O. Nonlinear system identification with local linear neuro-fuzzy models / Aachen: Shaker, 1999, 179 p.

6. Fuzzy logic with engineering applications / Verfasser: Timothy J. Ross; Chichester : Wiley, 2004, 628 p.

7. Liu G. P. Nonlinear identification and control : a neural network approach / London [u.a.]: Springer, 2001, 210 p.

8. Vas P. Artificial-intelligence-based electrical machines and drives: application of fuzzy, neural, fuzzy-neural and genetic-algorithm-based techniques / Oxford [u.a.]: Oxford Univ. Press, 1999, 625 p.

9. Stable adaptive control and estimation for nonlinear systems : neural and fuzzy approximator techniques / Jeffrey T. Spooner [et al.]. New York, NY : Wiley-Interscience, 2002, 545 p.

10. Denai M. A., Attia S. A. Fuzzy and neural control of an induction motor. Appl. Math. Comput. Sci. 2002. , Vol. 12, No 2, pp. 221-233.

11. Kim H., Fok S., Fregene K., Lee D.-H., Oh T.-S., Wang D. Neural Network-Based System Identification and Controller Synthesis for an Industrial Sewing Machine // Int. Journal of Control, Automation, and Systems Vol. 2, No. 1, 2004, pp. 83-91.

12. Kumar G., Harley R. G., Two Separate Continually Online-Trained Neuro-controllers for Excitation and Turbine Control of a Turbogenerator // IEEE Trans. in industry applications , Vol. 38, No.3, 2002, pp. 887-893.

13. Fjellstad O. E., Fossen T. I., Egeland O. Adaptive Control of ROVs with Actuator Dynamics and Saturation // Proc. of the 2nd International Offshore and Polar Engineering Conference, San Francisco, USA. 1992, pp. 513 – 519.

14. Whitcom L. L., Yoerger D. R.. Preliminary Experiments in the Model-Based Dynamic Control of Marine Thrusters // Proc. of the IEEE International Conference on Robotics and Automation. 1996, pp. 467 – 472.

15. Fossen T.I., Blanke M. Nonlinear Output Feedback Control of Underwater

Vehicle Propellers Using Feedback Form Estimated Axial Flow Velocity // IEEE Journal of Oceanic Engineering. V. 25, № 2, 2000, pp. 241-255.

16. 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.

17. Филаретов В. Ф., Алексеев Ю. К., Лебедев А. В. Системы управления подводными роботами. – М.: “Круглый год”, 2000. - 286 с.