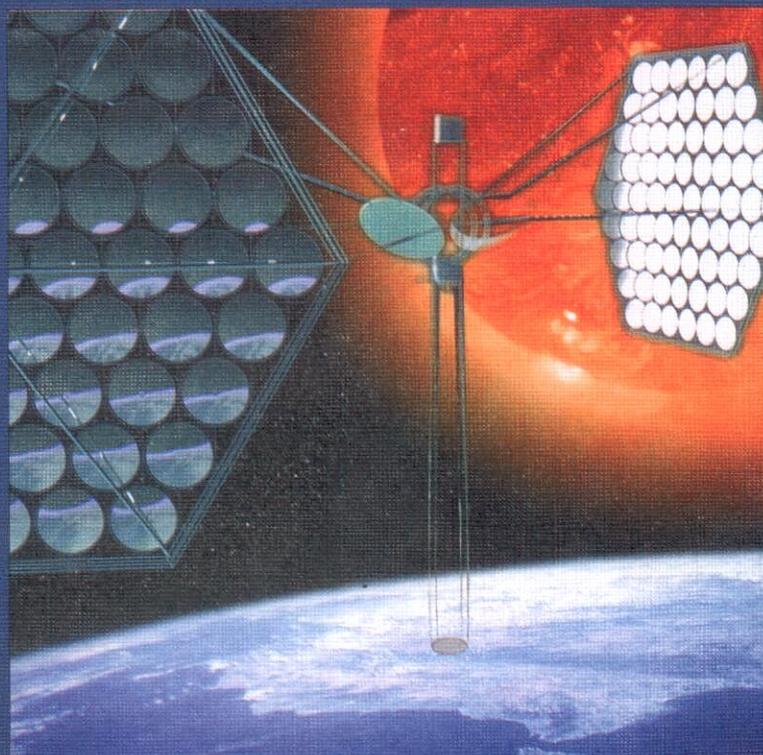


ВЕСТНИК МЭИ



В НОМЕРЕ:

Космические солнечные электростанции: проблемы преобразования энергии и ее использования на поверхности Земли

Синтез нейросетевой системы управления нестационарным объектом

Алгебраизация высокоточных суперкомпьютерных вычислений

К 50-летию создания лазеров

2

0

1

0

ИЗДАТЕЛЬСКИЙ ДОМ МЭИ

3

Методика синтеза нейросетевой системы управления нестационарным объектом

В. Л. Елисеев*, Г. Ф. Филаретов

Рассматривается задача управления нестационарным объектом с помощью нейросетевого оптимального регулятора. Предложена методика адаптации искусственной нейронной сети, включающая подстройку нейросетевого эмулятора объекта управления и нейронной сети регулятора. Рассмотрены особенности применения алгоритма кумулятивных сумм для обнаружения разладки по дисперсии в контуре управления. Методика иллюстрируется данными вычислительного эксперимента.

Ключевые слова: искусственные нейронные сети, оптимальное управление, стохастические условия, управление нестационарным объектом, алгоритм кумулятивных сумм.

Введение

Рассматривается задача управления нестационарным линейным объектом, когда его динамические свойства могут изменяться самопроизвольно в некоторые заранее неизвестные моменты времени. Существуют различные подходы к решению данной задачи, в том числе и получивший в последнее время достаточно большое распространение подход, основанный на использовании в системах управления искусственных нейронных сетей (ИНС) [1, 2]. При реализации соответствующих самонастраивающихся алгоритмов управления (в том числе нейросетевых) в первую очередь исследуются вопросы оценки качества управления в переходных режимах и обеспечения устойчивости системы при самонастройке. В то же время фактически игнорируется проблема экономичности и минимизации потерь от процесса подстройки регулятора: этот процесс, как правило, просто реализуется постоянно вне зависимости от того, изменились свойства объекта управления или нет. Задача

стоит особенно остро для ситуации, когда уставка и внешняя помеха имеют случайный характер.

Целью данной работы является разработка нейросетевого оптимального регулятора, предназначенного для управления нестационарным объектом и обеспечивающего минимизацию потерь от самонастройки, а также методики его синтеза. Указанная минимизация достигается путем реализации процесса самонастройки только при реальной на то необходимости.

Постановка задачи

Предметом рассмотрения является самонастраивающаяся нейросетевая система автоматического управления (НСАУ) объектом. В исходном варианте она содержит нейросетевую регулятор НС-Р и нейросетевую модель объекта управления НС-О. Для нестационарного объекта традиционно осуществляется непрерывная корректировка НС-О и с ее помощью подстройка НС-Р. В условиях, когда и уставка и помеха являются сигналами случайной природы, это может повлечь за собой существенное увеличение ошибки управления. Для устранения данного недо-

* vlad-eliseev@mail.ru

статка предлагается ввести в НСАУ дополнительный элемент, предназначенный для обнаружения момента изменения свойств объекта управления (ОУ). Тогда процедура подстройки НС-Р и НС-О будет выполняться только после того, как этим элементом будет обнаружено существенное систематическое расхождение в статистических свойствах сигналов на выходах объекта и НС-О, т.е. когда ошибка идентификации объекта с помощью НС-О значительно возросла. В качестве средства обнаружения такого расхождения (разладки) предложено использовать классический алгоритм кумулятивных сумм (АКС) [3].

Структурная схема модернизированной НСАУ с дополнительным блоком АКС представлена на рис. 1. Синтез подобной НСАУ сопряжен со значительными трудностями. Для их преодоления предлагается соответствующая методика, позволяющая в конечном итоге получить НСАУ, оптимальную в смысле минимума общей среднеквадратической ошибки управления нестационарным объектом, и организовать ее реальное функционирование.

Методика синтеза нейросетевой системы управления

Первоначальный синтез НСАУ в первую очередь включает в себя выбор архитектуры нейросетевой модели объекта и нейрорегулятора. Исходя из идеи максимального упрощения реализации, для их построения предлагается использовать многослойные перцептроны [1, 4] с сигмоидальной функцией активации всех нейронов, за исключением нейрона последнего слоя, функция которого может быть линейной.

Нейронная сеть модели объекта управления (рис. 2, а) в каждый текущий момент дискретного времени k получает на вход управляющее воздействие регулятора u_k , наблюдаемый выход объекта управления y_k , а также их значения в предыдущие моменты времени $u_{k-1}, u_{k-2}, \dots, u_{k-D_u}, y_{k-1}, y_{k-2}, \dots, y_{k-D_y}$. Динамический характер отклика нейронной сети, отражающий динамические свойства объекта управления, обеспечивается в данном случае не за счет внутренней памяти, характерной для сетей

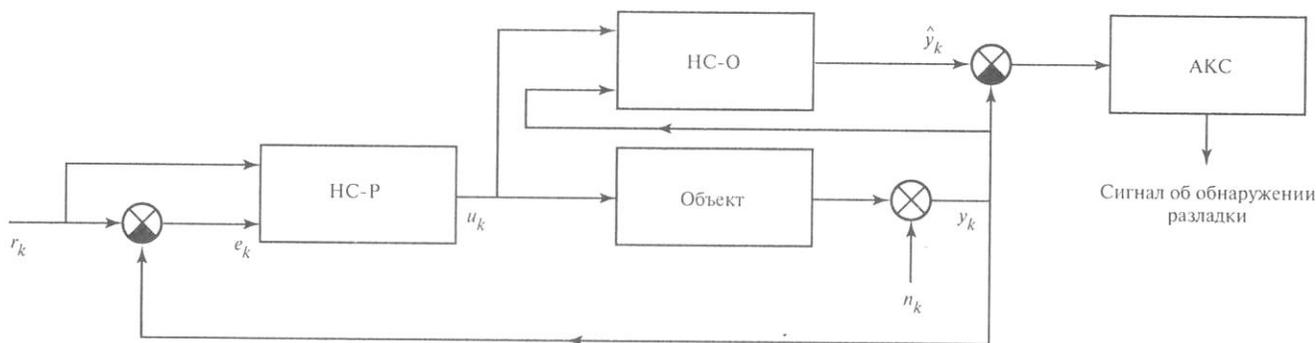


Рис. 1. Схема обнаружения разладки в контуре управления НСАУ

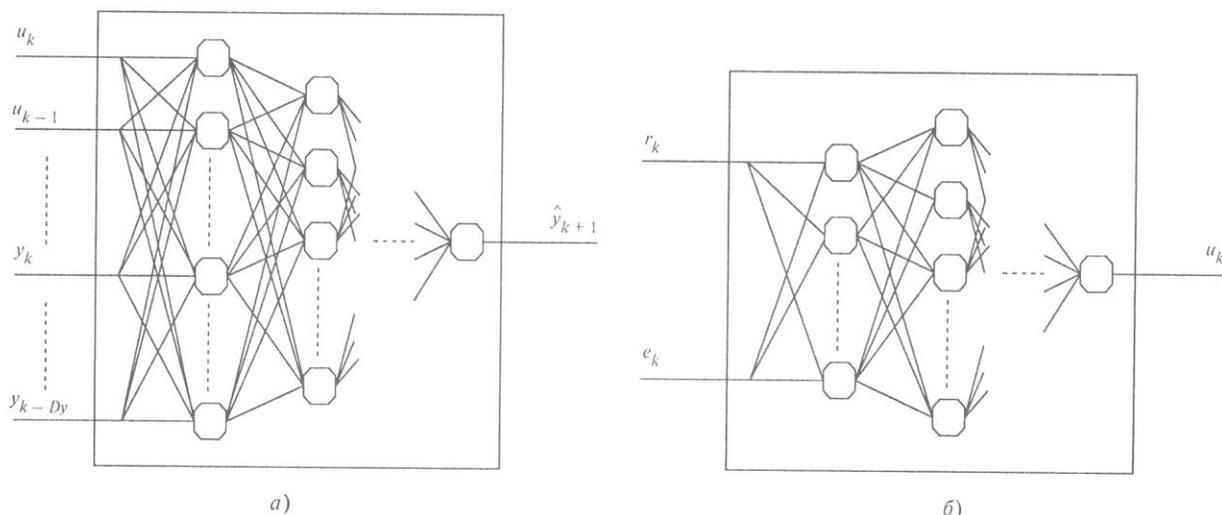


Рис. 2. Структура нейронных сетей НС-О (а) и НС-Р (б)

с обратными связями, а за счет использования предыстории, хранимой вне сети.

Выходом сети является предполагаемый выход объекта управления \hat{y}_{k+1} в момент времени $k+1$, т.е. нейросетевая модель настраивается для предсказания поведения объекта на основе предыстории значений управляющих сигналов и наблюдения за объектом (вместе с помехой). Данными для обучения сети НС-О являются ряды $\{u_k\}_N$ и $\{y_k\}_N$, составляющие обучающую выборку объемом N , причем наблюдаемый выход ОУ используется как на входе нейронной сети, так и в качестве образца на выходе. Целью обучения для ОУ с одним наблюдаемым выходом является построение отображения $(Du + Dy)$ -мерного множества, задающего входной вектор, на одномерное множество выходных значений: $U^{Du} \times Y^{Dy} \rightarrow Y$.

Задача выбора числа входов для ИНС типа многослойного персептрона в рассматриваемом случае моделирования динамического объекта не имеет строго формализованного решения. Для выработки некоторых рекомендаций по выбору количества Du и Dy входов u и y был проведен вычислительный эксперимент, в котором определялось влияние Du и Dy на качество обучения НС-О. В эксперименте нейронная сеть фиксированной архитектуры (два скрытых слоя с восемью и тремя нейронами в каждом) обучалась предсказанию выхода инерционного ОУ $G^*(z) = z/(z-d)$, где d — параметр инерционности на обучающей выборке фиксированной длиной $N = 500$ в течение 400 эпох (использовалось пакетное обучение по методу обратного распространения ошибки [4]). Сигналом u выступал белый шум, распределенный по гауссовскому закону с параметрами $m_u = 0$ и $\sigma_u^2 = 1$. В канале наблюдения присутствовала аддитивная помеха n , также нормально распределенная с параметрами $m_n = 0$ и $\sigma_n^2 = 0,1$. В разных сериях экспериментальных данных ОУ выступал с различными значениями параметра инерционности d : от 0,1 до 0,9 с шагом 0,1. Это соответствует времени установления переходного процесса от 0,43 до 9,49 дискретных отсчетов времени. Число входов НС-О варьировалось от единицы до четырех (по Du и Dy независимо).

Анализ результатов показал:

соблюдение условия $Du \leq Dy$ приводит к меньшей ошибке (в 2—3 раза);

при фиксированном $Dy > 1$ ошибка увеличивается с увеличением инерционности объекта.

Из общих соображений можно также предположить следующее:

предсказание объекта с чистым запаздыванием требует длины истории Dy не меньше времени запаздывания;

чем выше порядок многочлена в знаменателе передаточной функции объекта $G^*(z)$, тем длиннее должна быть история Dy .

Аналогичное исследование было проведено и для НС-Р. В результате экспериментов по выбору номенклатуры входов нейросетевого регулятора наилучшие результаты (самая быстрая скорость обучения; наименьшая ошибка управления) оказались у пары уставка r_k — ошибка управления e_k (рис. 2, б).

Первоначальная настройка нейросетевого регулятора и построения нейросетевой модели динамического объекта, а также АКС производится с помощью известных процедур, достаточно подробно изложенных, например, в [2—4].

Формирование обучающей выборки и настройка НС-О в данном случае имеет свою специфику, что проявляется в выборе длины обучающей выборки N и в способе ее формирования. Стандартный подход, т.е. использование обучающей выборки постоянной длины, в данном случае нецелесообразен. Дело в том, что подстройка НС-О должна производиться каждый раз при появлении сигнала о наличии разладки. Начиная с этого момента можно считать установленным, что НСАУ находится не в оптимальном режиме и желательно минимизировать время нахождения в этом режиме. Хотя понятно, что чем больше длина обучающей выборки для подстройки НС-О, тем, в общем, качественнее будет настроена НС-О и соответственно НС-Р, однако затягивание процесса формирования обучающей выборки крайне нежелательно. Поэтому предлагается использовать в качестве такой выборки элементы $\{u_k\}_N$ и $\{y_k\}_N$, зафиксированные на интервале от начала запуска последней контролирующей процедуры АКС t_0 до момента t_1 выработки сигнала о наличии разладки (обозначим их количество $N_{\tau(\text{зан})}$) плюс $N_{\tau(\text{зан})}$ аналогичных значений, имевших место до момента t_0 . Поскольку значение t_1 является случайной величиной, в результате будет получена обучающая выборка случайной длиной $N = 2N_{\tau(\text{зан})}$. Далее на полученной выборке осуществляется начальный цикл подстройки НС-О вне контура управления (в машинном времени).

Настройка (подстройка) НС-Р в контуре НСАУ производится с помощью НС-О. При этом нейросетевая модель объекта используется в инверсном режиме, т.е. коррекция коэффициентов нейронов НС-Р осуществляется фактически с помощью метода обратного распространения ошибки [1] при движении информации о значении ошибки подстройки с выхода НС-О к ее входам (рис. 3). Одновременно с подстройкой НС-Р продолжается и последующая подстройка НС-О.

Оба процесса осуществляются в ходе рабочего функционирования в контуре и заканчиваются по достижении заданного качества регулирования.

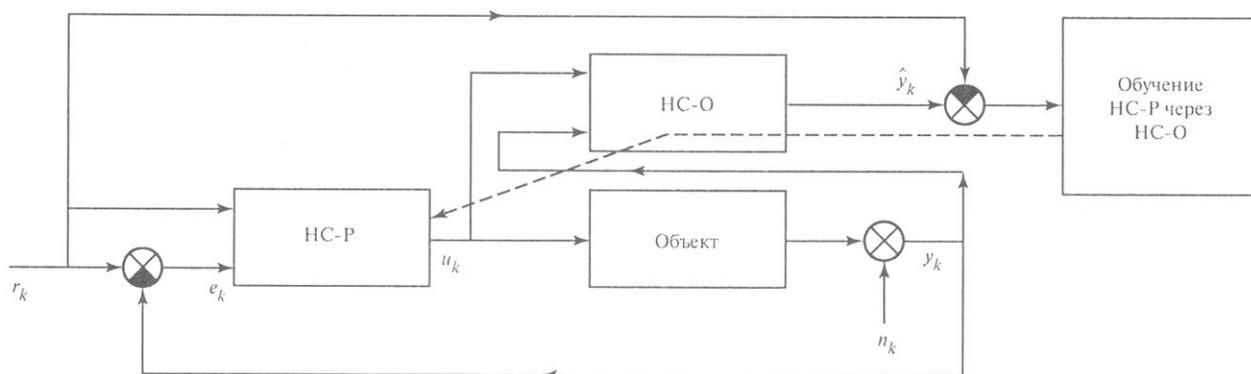


Рис. 3. Схема подстройки нейросетевого регулятора в контуре управления

Настройка АКС для обнаружения разладки необходима для обеспечения нужных свойств алгоритма. Как известно, главным управляемым параметром классического АКС является порог $H_{пор}$, а основными характеристиками — среднее время запаздывания $\tau_{зап}$ и среднее время между ложными тревогами $T_{л.т}$. Они определяют время, в течение которого будут продолжаться потери, возникающие в результате изменения параметров объекта управления, и затраты на цикл подстройки НСАУ.

Для настройки АКС необходимо задать значение контролируемого параметра в исходном состоянии (до разладки), ожидаемое значение этого же параметра при разладке (номинальная разладка), а также выбрать допустимое значение интервала между ложными тревогами $T_{л.т}$ и $\tau_{зап}$. Предварительные эксперименты показали, что в качестве параметра, по которому определяется разладка, следует использовать дисперсию ошибки идентификации, т.е. дисперсию разностного сигнала объекта управления и НС-О, причем за исходное значение следует принять указанную дисперсию, определенную для стационарного режима, а за номинальную разладку — ее увеличение в заданное число раз (например, вдвое).

Настройка АКС осуществляется путем выбора параметра $H_{пор}$, исходя из некоторого компромисса между значениями $T_{л.т}$ и $\tau_{зап}$. В целях более надежной диагностики разладки предлагается проверять ее наличие путем повторного запуска АКС; при этом разладка считается подтвержденной, если сигнал о ней появляется в интервале до $3\tau_{зап}$. Нужно учитывать, что в этом случае фактическое время запаздывания удваивается.

Для некоррелированных случайных процессов разработана надежная методика расчета характеристик АКС исходя из параметров распределения случайного процесса [3]. Однако эксперименты показали значительное несоответствие наблюдаемых и рассчитанных по этой методике характеристик АКС. При-

чина несоответствия вызвана тем, что ошибка идентификации в исследуемой САУ является случайным, но коррелированным процессом. Поставленный вычислительный эксперимент позволил выявить зависимости характеристик АКС от порога и использовать их для настройки АКС.

После изменения характеристик объекта, подстройки НС-О и НС-Р в принципе может потребоваться коррекция параметров АКС, если, в частности, изменилась дисперсия ошибки идентификации, характеризующая новое стационарное состояние.

Имитационное моделирование

Для иллюстрации применения изложенной методики, а также с целью выявить степень влияния параметров обучающих процедур приведем результаты вычислительного эксперимента с адаптацией нейросетевой системы автоматического управления к изменению параметров объекта управления. Уставка системы является случайным процессом, получаемым из исходного сигнала типа белого шума с помощью формирующего фильтра, передаточная функция которого $R(z) = 0,625z/(z - 0,779)$; случайная аддитивная помеха в канале наблюдения объекта является белым шумом с интенсивностью $N(z) = 0,1$.

Передаточная функция объекта управления до разладки $P_1(z) = z/(z - 0,5)$, а после нее $P_2(z) = 2z/(z - 0,7)$. В эксперименте появление разладки имитировалось в момент времени $T = 500$ (рис. 4, а).

Нейронная сеть регулятора имела структуру, указанную на рис. 2, с одним скрытым слоем, состоящим из пяти нейронов с сигмоидальной функцией активации и выходным нейроном с линейной функцией активации.

Нейронная сеть модели объекта управления имела входы $u_k, u_{k+1}, y_k, y_{k+1}$, один скрытый слой из пяти нейронов с сигмоидальной функцией активации и один выходной нейрон с линейной функцией активации.

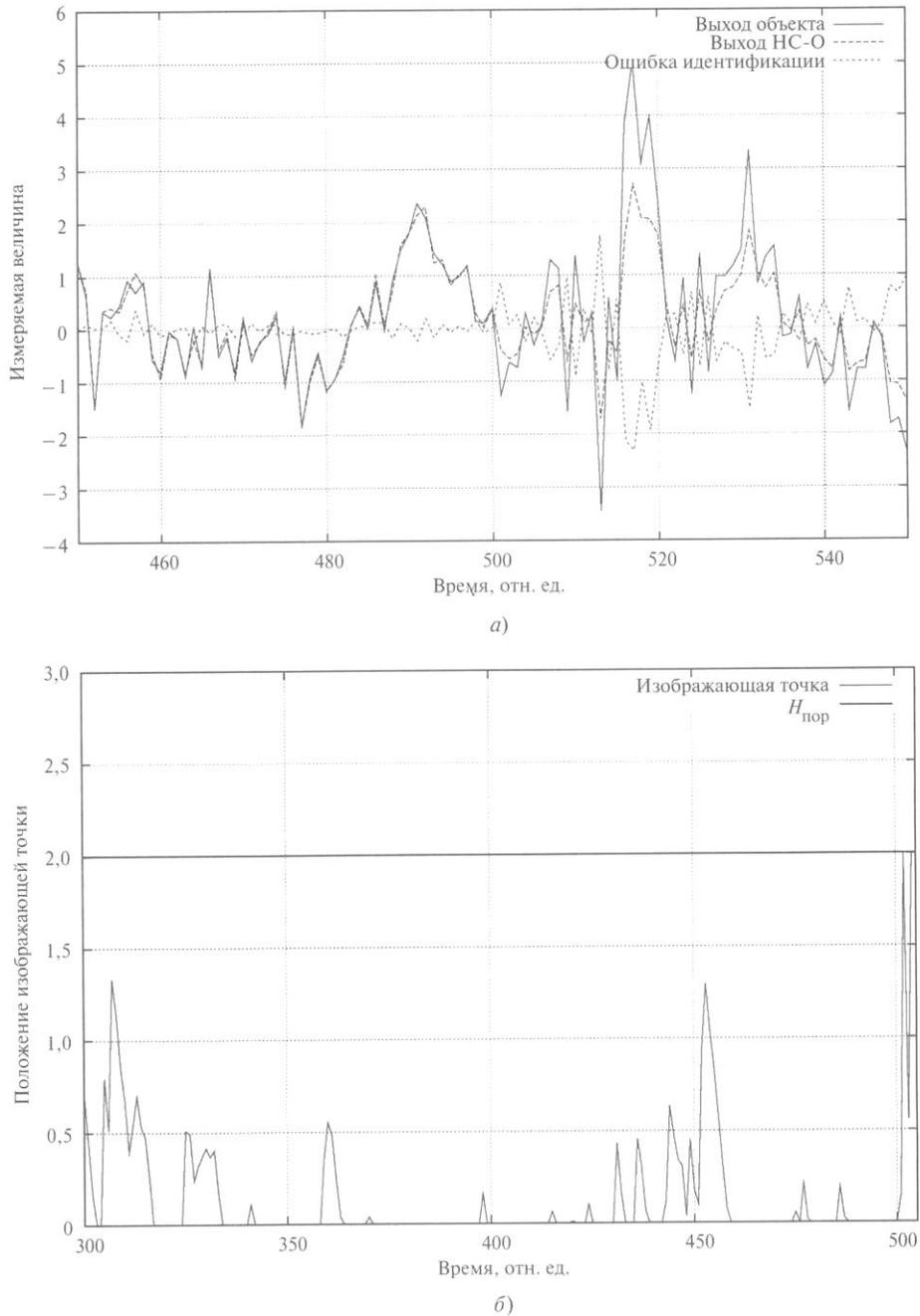


Рис. 4. Разладка на графике ошибки предсказания объекта (а) и изображающей точки АКС (б)

Изменение ошибки идентификации (рис. 4, а) было четко обнаружено с помощью АКС (рис. 4, б). После повторного появления сигнала разладки была включена процедура первоначальной настройки НС-О с помощью полученной обучающей выборки (вне контура управления), а затем и процедуры поднастройки НС-Р и НС-О.

Оценка математического ожидания и среднеквадратического отклонения для сигналов u_k и y_k была сделана на базе 30 последовательных наблюдений. Оцененные значения составили: $\bar{u} = 0,52691$, $\sigma_u = 0,73772$, $\bar{y} = 0,239367$, $\sigma_y = 1,63535$.

Настройка нейросетевого регулятора производилась в экспериментах с различными коэффициентами скорости обучения (рис. 5, а) и длинами базы, на которой накапливались рассчитанные изменения весов НС-Р (рис. 5, б).

Приведенные графики иллюстрируют изменение модуля ошибки управления в процессе адаптации НС-Р и позволяют оценить значимость выбора указанных параметров для скорейшей минимизации ошибки управления. Оптимальный выбор параметров адаптации обеспечивает сходимость к уровню ошибки до разладки за 10^4 шагов времени, в то время

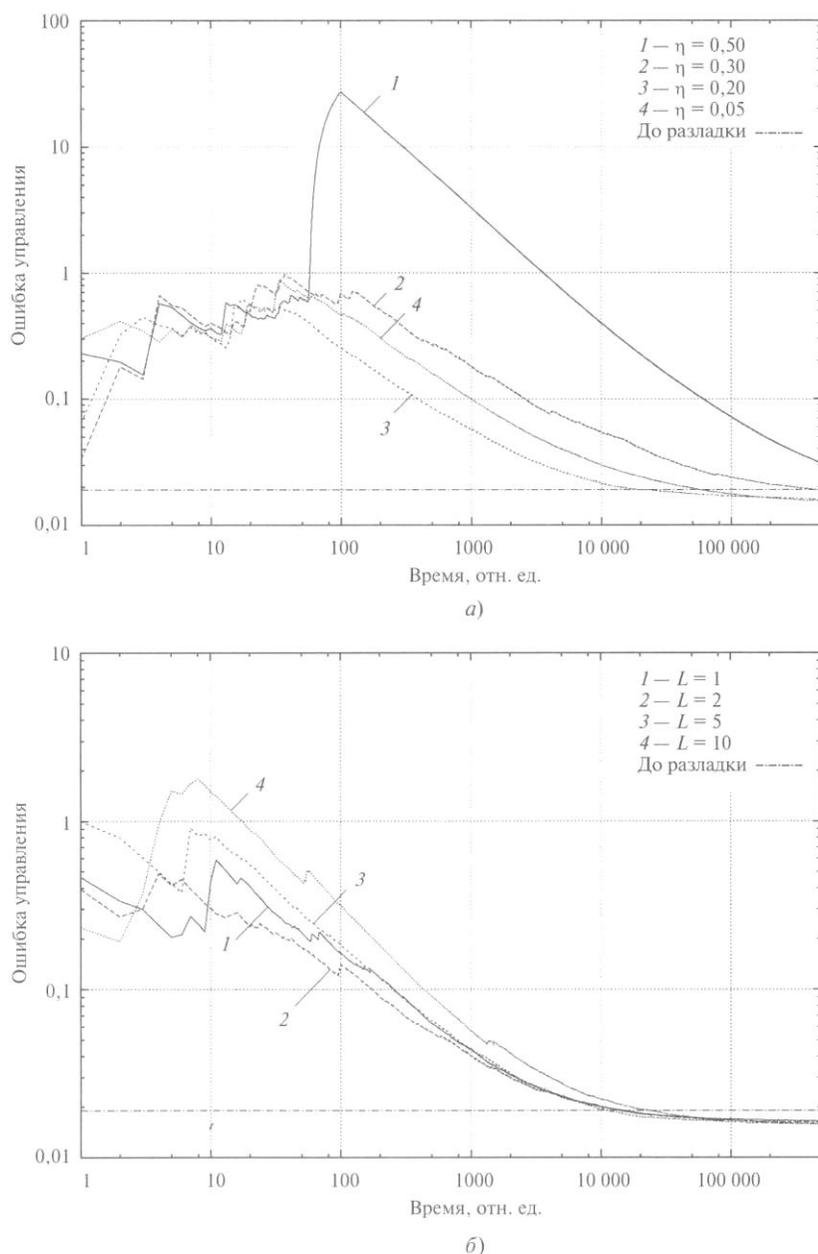


Рис. 5. Зависимость ошибки управления при настройке НС-Р в контуре в процессе управления от коэффициента скорости обучения η (а) и длины базы L (б)

как при слишком большой скорости обучения или слишком большой базе снижение ошибки до исходного значения происходит медленнее (за время более 10^5 шагов).

Графики ошибки управления до и после разладки (рис. 6, а) и после адаптации НС-Р (рис. 6, б) демонстрируют качество управления системой. До разладки нейросетевой оптимальный регулятор обеспечивал управление со среднеквадратической ошибкой 0,019. При достижении указанного уровня среднеквадратической ошибки задачу адаптации нейросетевого оптимального регулятора к изменившемуся объекту управления можно считать решенной и алгоритм дообучения НС-Р можно отключать.

Выводы

1. Предложена оригинальная структура самонастраивающейся нейросетевой системы автоматического управления с дополнительным элементом на основе статистического алгоритма кумулятивных сумм, предназначенного для обнаружения момента изменения характеристик объекта управления.

2. Разработана методика синтеза указанной нейросетевой системы, в которой рассмотрены вопросы выбора структуры нейронных сетей для построения модели объекта управления и нейрорегулятора, а также их обучения, исследованы особенности

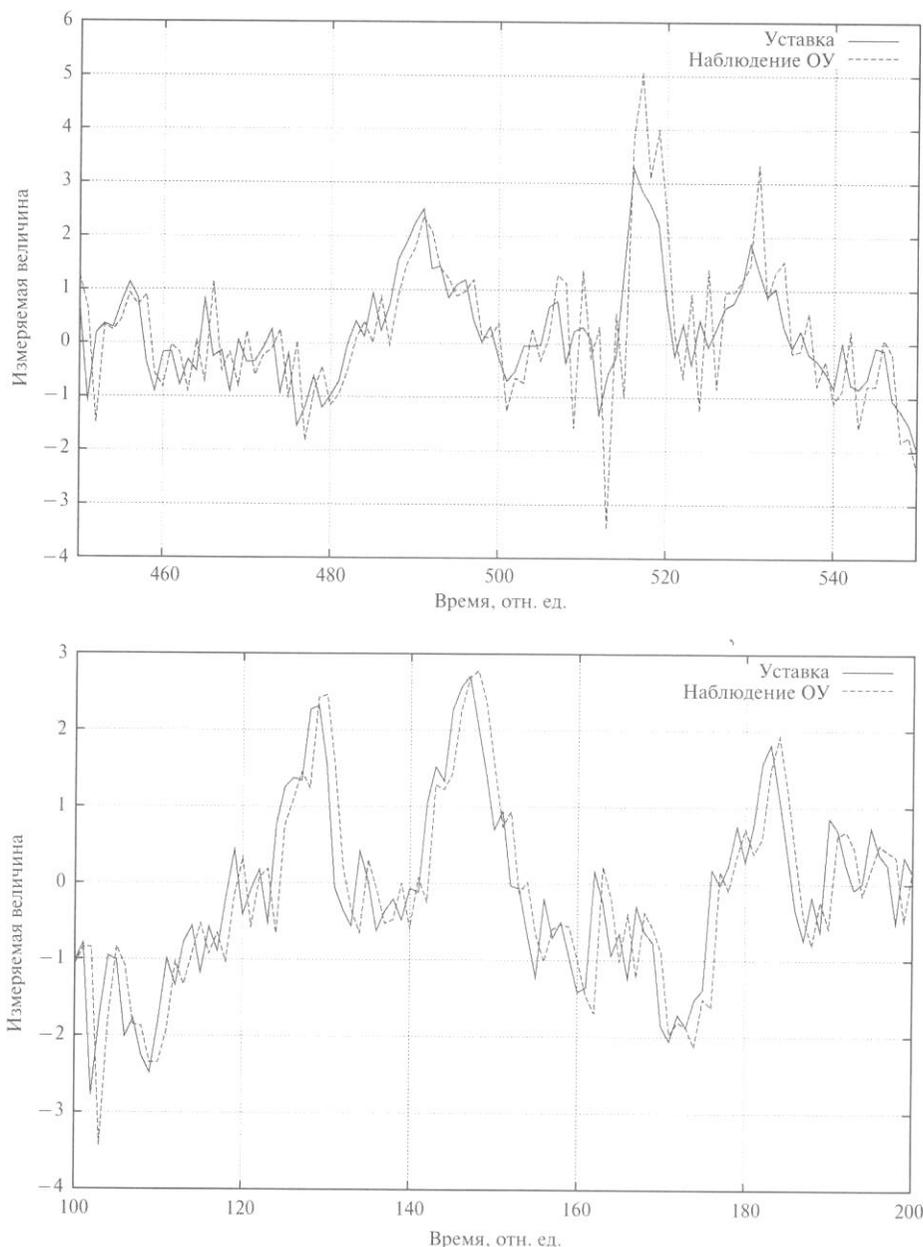


Рис. 6. Уставка и наблюдаемый выход объекта управления до разладки и после разладки в момент времени $T = 500$ (а) и после адаптации НС-Р (б)

настройки алгоритма кумулятивных сумм для диагностики разладки, приведен общий алгоритм функционирования НСАУ.

3. Разработанная методика апробирована с помощью имитационного эксперимента, подтвердившего работоспособность синтезированной с ее помощью НСАУ и эффективность работы предложенной структуры самонастраивающейся системы управления.

Литература

1. Сигеру Омату, Марзуки Халид, Рубия Юсоф. Нейроуправление и его приложения. — М.: Радиотехника, 2000.

2. Филаретов Г.Ф., Елисеев В.Л. Нейросетевой оптимальный регулятор // Доклады международной конференции «Информационные средства и технологии». Т. 3. М., 2000.

3. Филатов А.С. Исследование и разработка алгоритмов кумулятивных сумм в задаче обнаружения разладки дискретного случайного процесса: Дис. ... канд. техн. наук. М., 1983.

4. Хайкин С. Нейронные сети. Полный курс. — 2-е изд. — М.: Вильямс, 2008.

Статья поступила в редакцию 9.11.09.