

УДК 62-54

DOI: [10.26102/2310-6018/2020.30.3.028](https://doi.org/10.26102/2310-6018/2020.30.3.028)

Двухэтапная процедура синтеза управления нелинейными нестационарными объектами с использованием многослойного персептрона

С.В. Фролов, С.В. Синдеев, А.А. Коробов, К.С. Савинова, А.Ю. Потлов
ФГБОУ ВО «Тамбовский государственный технический университет»
Тамбов, Российская Федерация

Резюме: Представлен обзор методов нейроуправления и анализ их достоинств и недостатков. Поставлена задача поиска квазиоптимальных настроечных параметров нейроуправления нелинейным нестационарным объектом при наличии случайных возмущений. Предложена процедура синтеза управления нелинейными нестационарными объектами с использованием многослойного персептрона, состоящая из двух этапов. На первом этапе решается задача робастного нейроуправления путем поиска вектора настроечных параметров алгоритма адаптации на основе предполагаемого множества вариантов модели объекта. Найденные настроечные параметры алгоритма адаптации используются на втором этапе – безмодельном нейроуправлении, на котором осуществляется поиск квазиоптимальных настроечных параметров алгоритма безмодельного нейроуправления. Устойчивость поиска настроечных параметров алгоритма безмодельного нейроуправления достигается за счет применения метода регуляризации. На основе модельного примера показана эффективность и устойчивость предложенной процедуры синтеза управления нелинейными нестационарными объектами. В численном эксперименте был выбран объект, описываемый нелинейным дифференциальным уравнением с коэффициентами, которые зависят от времени. На первом этапе было сформировано случайным образом 20 вариантов модели объекта, найдена архитектура нейронной сети, настроечные коэффициенты алгоритма адаптации. Нейронная сеть включает 2 нейрона во внутреннем слое и использует сигмоидальную функцию активации. На втором этапе проведены численные исследования процесса адаптивного управления. В результате работы алгоритма адаптации степень затухания переходных процессов превышает 50% и процесс управления является устойчивым при значительном отклонении параметров объекта от номинальных значений. Представленный метод является эффективным при управлении многосвязными нестационарными нелинейными объектами в робототехнике, в транспортных системах, химических производствах.

Ключевые слова: нейроуправление, нейроконтроллер, многослойные персептрон, система управления, адаптивное управление.

Для цитирования: Фролов С.В., Синдеев С.В., Коробов А.А., Савинова К.С., Потлов А.Ю. Двухэтапная процедура синтеза управления нелинейными нестационарными объектами с использованием многослойного персептрона. *Моделирование, оптимизация и информационные технологии*. 2020;8(3). Доступно по: https://moit.vivt.ru/wp-content/uploads/2020/08/FrolovSoavtors_3_20_1.pdf DOI: 10.26102/2310-6018/2020.30.3.028

Two-stage procedure for the synthesis of control of nonlinear non-stationary objects using a multilayer perceptron

S.V. Frolov, S.V. Sindeev, A.A. Korobov, K.S. Savinova, A.Y. Potlov
Tambov State Technical University
Tambov, Russian Federation

Abstract: The review of neurocontrol methods and analysis of their advantages and disadvantages is presented. The problem of searching of quasioptimal tuning parameters of neurocontrol for nonlinear non-stationary objects in the presence of random disturbances is formulated. A procedure for the synthesis of control for nonlinear non-stationary objects using a multi-layer perceptron, which consists of two stages, is presented. In the first stage the problem of finding a robust neurocontrol vector tuning parameters for adaptation algorithm based on the proposed set of variants of the model is solved. Found tuning parameters for adaptation algorithm are used in the second stage - model-free neurocontrol, which searching for quasi-optimal tuning parameters for the algorithm of model-free neurocontrol. Stability of tuning parameters search procedure for the algorithm of model-free neurocontrol achieved by using the regularization method. Effectiveness and stability of the proposed procedure for the synthesis of control for nonlinear non-stationary objects are shown using the model example. In the numerical experiment, an object was chosen that was described by a nonlinear differential equation with coefficients that depend on time. At the first stage, 20 variants of the object model were randomly generated, the architecture of the neural network, the tuning coefficients of the adaptation algorithm were found. The neural network includes 2 neurons in the inner layer and uses a sigmoidal activation function. At the second stage, numerical studies of the adaptive control process were carried out. As a result of the adaptation algorithm, the degree of attenuation of transient processes exceeds 50% and the control process is stable with a significant deviation of the object's parameters from the nominal values. The presented method is effective for the control of multiply connected non-stationary nonlinear objects in robotics, transport systems, and chemical industries.

Keywords: neurocontrol, neurocontroller, multi-layer perceptron, control system, adaptive control.

For citation: Frolov S.V., Sindeev S.V., Korobov A.A., Savinova K.S., Potlov A.Y. A two-stage procedure for the synthesis of control of nonlinear non-stationary objects using a multilayer perceptron. *Modeling, Optimization and Information Technology*. 2020;8(3). Available from: https://moit.vivt.ru/wp-content/uploads/2020/08/FrolovSoavtors_3_20_1.pdf DOI: 10.26102/2310-6018/2020.30.3.028 (In Russ).

Введение

Классические методы управления, основанные на использовании традиционных систем регулирования, например ПИД-регуляторах, не всегда эффективны для решения задач управления сложными многомерными, многосвязными нестационарными объектами с существенными нелинейностями [1]. Одним из вариантов решения этой проблемы является использование нейронных сетей, которые рассматриваются как перспективные средства для построения интеллектуальных систем управления [2-7]. Системы управления, в алгоритмах которых используют методы нейронных сетей, принято называть системами нейроуправления [8,9]. Такие системы управления обладают способностью к обучению в отношении объекта управления, возмущений, внешней среды и условий работы. Развитие теории нейроуправления наиболее активно происходило в 90-х годах XX века [9].

К настоящему времени методы нейроуправления можно разделить на две группы: простое и гибридное нейроуправление.

К гибридным относятся системы нейроуправления, в которых нейронные сети работают совместно с традиционными регуляторами. При последовательном гибридном нейроуправлении [8,9] нейронная сеть и традиционный регулятор соединены последовательно. Значения коэффициентов настройки традиционного регулятора поступают с выхода нейронной сети на регулятор. На вход нейронной сети подается информация о динамике объекта и о наблюдаемых возмущениях. Достоинствами этого подхода является упрощение эксплуатации системы управления вследствие устранения процедуры настройки традиционного регулятора при изменении режимов работы объекта. Таким образом, традиционный регулятор превращается в нелинейный

регулятор, чем достигается более высокое качество управления нелинейными динамическими объектами. Недостатком подхода является сложность обеспечения устойчивости системы управления. При параллельном гибридном нейрорегулировании нейрорегулятор выступает в качестве корректирующего элемента в замкнутой системе управления [8,9].

Простые схемы нейрорегулирования можно разделить на следующие группы: нейрорегулирование на основе инверсной модели динамики объекта, нейрорегулирование на основе прямой модели динамики объекта, моделирование регулятора, робастное управление, безмодельное управление.

При нейрорегулировании на основе инверсной модели динамики объекта [5] на вход нейрорегулятора поступает задающий сигнал, который должен повториться на выходе объекта управления. Предварительно нейрорегулятор обучается инверсной динамике объекта.

При нейрорегулировании, основанном на прямой модели динамики объекта [5], настройка параметров системы управления проводится по нейросетевой модели объекта. Эта модель получается на основе обучения нейронной сети на действующем объекте в динамических режимах. Недостатком нейрорегулирования, основанном на прямой и инверсной моделях динамики объекта, является то, что в этих методах не учитывается влияние внутренних и внешних случайных факторов.

Метод моделирования регулятора основан на получении нейросетевой модели [9] путем обучения прямой динамике традиционного регулятора в процессе эксплуатации системы управления. По окончании процесса обучения традиционный регулятор заменяется на нейросетевой аналог. Достоинством этого метода является то, что нейрорегулятор может использоваться в качестве резервного при отказе основного традиционного регулятора. Особенно это важно, когда основным регулятором является закрытой системой.

При робастном нейрорегулировании [9] обучение нейрорегулятора проводится на множестве моделей, отличающихся значениями параметров. Обучение осуществляется на основе интегрального критерия, представляющего собой сумму квадратов ошибок регулирования для всего множества моделей. Недостатком этого метода является то, что невозможно обучить нейронную сеть при большой размерности задачи всем комбинациям изменений параметров объекта.

При безмодельном нейрорегулировании [10] нейрорегулятор подключается к объекту посредством отрицательной обратной связи и настройка коэффициентов происходит на основе данных входа и выхода объекта управления. Обучение нейрорегулятора производится в режиме непосредственной эксплуатации системы управления. Такой метод можно отнести к поисковым методам адаптивного управления [11-14].

Во многих случаях объекты управления меняют свои свойства в процессе эксплуатации. При изменении рабочих точек объекта управления необходима настройка системы управления. Безмодельное нейрорегулирование или адаптивное управление без модели (model-free adaptive control) обеспечивает выполнение этой задачи [11]. Однако на первоначальном этапе работы необходимо определить структуру нейронной сети и настроечные параметры алгоритма адаптации, что невозможно в режиме непосредственной эксплуатации системы управления. Одним из методов решения этой проблемы является комбинирование робастного и безмодельного нейрорегулирования.

Структура и настроечные параметры нейрорегулятора определяются расчетным путем на множестве возможных вариантов модели объекта управления (этап робастного управления). Этап безмодельного нейрорегулирования осуществляется при непосредственной эксплуатации системы нейрорегулирования, где происходит

непрерывный поиск квазиоптимальных параметров алгоритма управления. Предложенная процедура синтеза управления может быть применена для управления объектами с существенными нелинейностями и переменными параметрами.

Материалы и методы

Рассмотрим схему безмодельного управления нелинейным нестационарным объектом (Рисунок 1) вида:

$$\begin{aligned} \frac{dy(\tau)}{d\tau} &= f(\mathbf{a}(\tau), \mathbf{u}(\tau), \mathbf{z}(\tau)), \\ \mathbf{y}(0) &= \mathbf{y}_0, \\ \mathbf{u}(\tau) &\in U, \end{aligned} \quad (1)$$

где $\mathbf{y}(\tau)=(y_1(\tau), y_2(\tau), \dots, y_C(\tau))$ – выходной сигнал объекта управления, зависящий от времени τ ; $\mathbf{a}(\tau)=(a_1(\tau), a_2(\tau), \dots, a_A(\tau))$ – параметры объекта; $\mathbf{u}(\tau)=(u_1(\tau), u_2(\tau), \dots, u_M(\tau))$ – сигнал управления; $\mathbf{z}(\tau)=(z_1(\tau), z_2(\tau), \dots, z_M(\tau))$ – случайное возмущение с известной корреляционной функцией; $\mathbf{y}_0 = (y_0^1, y_0^2, \dots, y_0^C)$ – наблюдаемый выход объекта при $\tau=0$; M – число входов объекта; C – число выходов объекта; A – число параметров объекта; U – заданная область допустимых управлений.

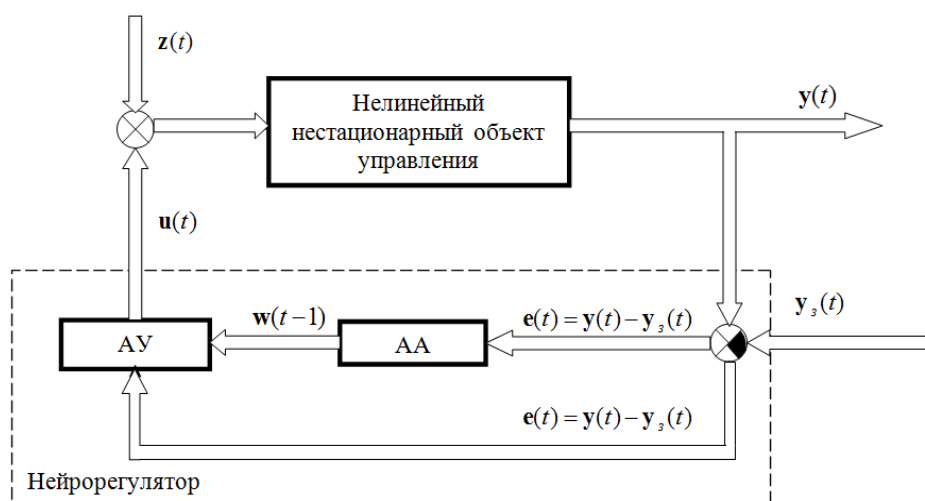


Рисунок 1 – Схема безмодельного управления объектом с нейрорегулятором
 Figure 1 – Scheme of modelless control of an object with a neuroregulator

Управлением объектом осуществляется за счет совместного использования алгоритма управления (АУ) и алгоритма адаптации (АА). Структура и порядок математической модели объекта предполагаются известными. Предполагается, что нестационарный нелинейный объект может иметь R возможных реализаций, каждой из которых соответствует свой вариант значений параметров модели.

Примерами объектов (1) могут служить ректификационные колонны, многоступенчатые химические реакторы, морские подвижные объекты, летательные аппараты, роботы-манипуляторы, биомеханические протезы. Математические модели таких объектов включают нестационарные параметры нелинейных элементов: различных типов реле, сигмоидальных и степенных нелинейностей, нелинейного трения и т.п. [13].

Пусть t – дискретное время, которое связано с непрерывным временем τ как $\tau = t \cdot \Delta\tau$, где $\Delta\tau$ – выбранный шаг квантования; $t=0,1,2,3,\dots,t_k$, где t_k – момент окончания

процесса управления. Качество управления в каждый момент времени t характеризуется ошибкой управления $e(t)=y(t)-y^3(t)$, где $y^3(t)$ – желаемое значение выходного сигнала, одинаковое для всех возможных R реализаций объекта. В этих условиях оптимальный физически реализуемый алгоритм управления (АУ) представляет собой последовательность управляющих воздействий $\{u^*(1), u^*(2), \dots, u^*(t_k)\}$, таких что

$$\{u^*(1), u^*(2), \dots, u^*(t_k)\} = \arg \min_{u(t) \in U} \sum_{t=1}^{t_k} \sum_{c=1}^C e_c^2(t), \quad (2)$$

Недостатком использования критерия (2) является то, что он требует знания ошибок $e(t)$ на всём временном интервале управления. На предложенной структуре безмодельного управления (Рисунок 1) коррекция коэффициентов АУ реализуется в темпе функционирования объекта управления, где используется лишь вектор $e(t)$ текущих ошибок управления. Поэтому последовательность управляющих воздействий $\{u^*(1), u^*(2), \dots, u^*(t_k)\}$ следует отнести к классу квазиоптимальных решений.

Для управления нелинейными нестационарными объектами в качестве АУ используется нейронная сеть типа многослойный перцептрон. Вектор настроечных параметров w АУ является вектором весовых коэффициентов нейронной сети, а вектор параметров блока управления (АА+АУ) a является вектором, определяющим архитектуру нейронной сети β и вектор параметров алгоритма коррекции весовых коэффициентов γ :

$$a = \{\beta, \gamma\}, \quad \beta = \{s_1, s_2, N_1\}, \quad \gamma = \{\lambda, \eta\},$$

где s_1, s_2 – определяют тип активационной характеристики нейронов для скрытого и выходного слоя соответственно; N_1 – число нейронов в скрытом слое; η – коэффициент шага градиентного метода, определяющий скорость настройки весовых коэффициентов; λ – коэффициент регуляризации, обеспечивающий устойчивость процесса настройки весовых коэффициентов.

Параметры s_1, s_2 могут принимать следующие значения: 1 и 2, где 1 соответствует сигмоидальной функции; 2 – гиперболической функции.

Уравнения АУ и алгоритма адаптации (АА) задаются соответственно в виде:

$$\begin{cases} u(t) = F[e(t), w(t-1), a] \\ w(t) = G[w(t-1), a, e(t)] \end{cases}, \quad t = 1, 2, 3, \dots, t_k. \quad (3)$$

где F, G – нелинейные функциональные преобразования.

Для построения АУ наиболее перспективным является использование нейронных сетей типа MLP (Multi-Layer Perceptron – многослойный перцептрон). Это обуславливается способностью сетей типа MLP [15] к обучению высокоэффективным в вычислительном отношении методом обратного распространения ошибки.

Наиболее распространенной структурой сети MLP является сеть с одним скрытым слоем, которая в каждом слое содержит N_l нейронов (l – номер слоя, $l=0, 1, \dots, L$, где L – число слоев в нейронной сети). Для случая $N_0=N_2=1$ и $L=2$ нейронная сеть представлена на Рисунке 2.

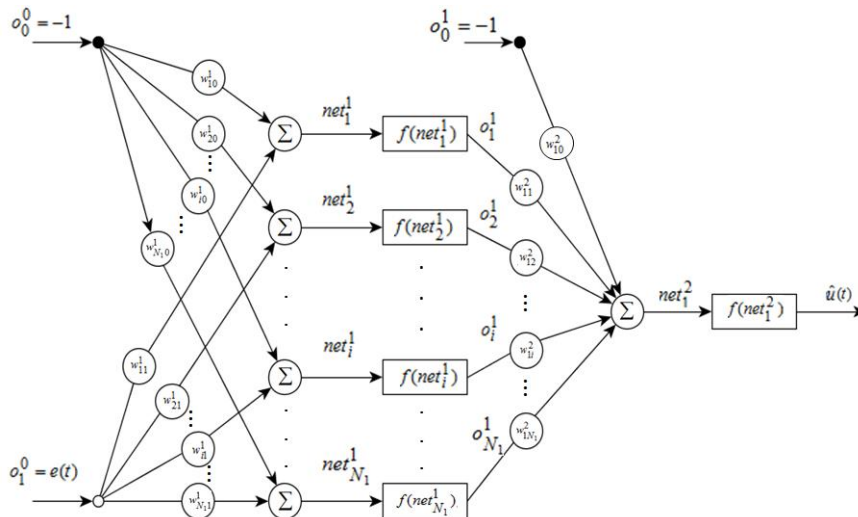


Рисунок 2 – Структура нейронной сети нейрорегулятор типа MLP с одним скрытым слоем

Figure 2 – The structure of the neural network of the MLP type neuroregulator with one hidden layer

Каждый нейрон l -го слоя преобразует входной вектор \mathbf{o}^{l-1} в выходную скалярную величину net_i^l . На каждом этапе вычисляется сумма входных сигналов нейрона:

$$net_i^l = \sum_{j=0}^{N_{l-1}} w_{ij}^l o_j^{l-1}, \quad (4)$$

где w_{ij}^l – весовой настраиваемый коэффициент АА, характеризующий силу связи i -го нейрона l -го слоя с j -ым нейроном $l-1$ -го слоя.

Смещения нейронов представляются в виде дополнительных нейронов с постоянным значением равным -1. Далее значение функции (4) преобразуется в выходную величину с помощью функции активации:

$$o_i^l = f(net_i^l). \quad (5)$$

В качестве функции активации могут использоваться соответственно сигмоидальная функция и гиперболический тангенс:

$$f(net) = \frac{1}{1 + e^{-net}}, \quad f(net) = \frac{e^{net} - e^{-net}}{e^{net} + e^{-net}}.$$

Ключевой особенностью данных функций является то, что их производная может быть вычислена аналитически, для сигмоидальной функции:

$$f'(net) = f(net) \cdot (1 - f(net)),$$

для гиперболического тангенса:

$$f'(net) = 1 - f(net) \cdot f(net).$$

Удовлетворение условия $\mathbf{u}(t) \in U$ достигается за счет преобразования выходного сигнала нейронной сети $\hat{\mathbf{u}}(t)$, таким образом, чтобы сигнал $\mathbf{u}(t)$ принадлежал области U .

Здесь учитывается имеющаяся априорная информация об объекте управления. Часто в

практических случаях составляющие вектора $\mathbf{u}(t)$ ограничиваются нижней и верхней

границей так, что $u_m \in [U_m^{\min}, U_m^{\max}]$, $m = \overline{1, M}$. С учетом, что составляющие вектора

выходного сигнала нейронной сети $\hat{\mathbf{u}}(t)$ для гиперболического тангенса в выходном слое имеют значение $[-1; 1]$, для сигмоидальной функции – $[0; 1]$, преобразование производится в соответствии с формулами:

для диапазона $[-1; 1]$:

$$u_m = \frac{\hat{u}_m (U_m^{\max} - U_m^{\min}) + (U_m^{\max} + U_m^{\min})}{2}. \quad (6)$$

для диапазона $[0; 1]$:

$$u_m = \hat{u}_m (U_m^{\max} - U_m^{\min}) + U_m^{\min}, \quad (7)$$

где u_m – преобразованное значение выходного сигнала \hat{u}_m ; U_m^{\max} , U_m^{\min} – максимальное и минимальное значение выходного сигнала \hat{u}_m соответственно, $m = \overline{1, M}$.

Таким образом, функциональное преобразование F из (3) реализуется параметрической моделью на нейронной сети с одним скрытым слоем, выход которой $\hat{\mathbf{u}}(t)$ зависит от вектора настроечных параметров АУ (весовых коэффициентов) $\mathbf{w}(t-1)$ и вектора входных значений $\mathbf{e}(t)$ при заданной структуре нейронной сети. В АУ происходит вычисление управляющих воздействий $\hat{\mathbf{u}}(t)$, как выходов нейронной сети типа многослойный персептрон в зависимости от ошибки управления $\mathbf{e}(t)$ и вектора настроечных параметров $\mathbf{w}(t-1)$, которые являются весовыми коэффициентами нейронной сети. Далее в АУ составляющие вектора $\hat{\mathbf{u}}(t)$ преобразуются с учетом необходимости выполнения условия $\mathbf{u}(t) \in U$ в соответствии с (6), (7). Текущее значение вектора $\mathbf{w}(t)$ определяется АА в зависимости от значения этого вектора на предыдущем шаге, ошибки $\mathbf{e}(t)$ и значения вектора параметров блока управления α .

Функциональное преобразование G из (3) реализуется также параметрической моделью, где значение вектора весовых коэффициентов нейронной сети $\mathbf{w}(t)$ в момент времени t зависит от значения вектора весовых коэффициентов в момент времени $t-1$, вектора параметров α блока управления и вектора входных значений $\mathbf{e}(t-1)$. Задача АА при $t=1, 2, 3, \dots, t_k$ заключается в приближении вектора весовых коэффициентов АУ $\mathbf{w}(t)$ к неизвестному квазиоптимальному значению $\mathbf{w}^*(t)$ отвечающему условию:

$$\begin{aligned} \mathbf{w}^*(t) &= \arg \min_{\mathbf{w} \in W} E(t), \\ E(t) &= \frac{1}{2} \sum_{c=1}^C e_c^2(t), \\ e_c(t) &= y_c(t) - y_c^3(t). \end{aligned} \quad (8)$$

Настройка весовых коэффициентов $\mathbf{w}(t)$ осуществляется градиентным методом в соответствии с формулой [15, 16, 21] (конкретный вид функции G из (3)):

$$w_{ij}^l(t) = w_{ij}^l(t-1) - \eta \frac{\partial E(\mathbf{w}(t-1))}{\partial w_{ij}^l(t-1)}, \quad (9)$$

где η – коэффициент шага градиентного метода.

Производная критерия (9) по весовым коэффициентам w_{ij}^l определяется в соответствии с методом обратного распространения ошибки [8, 15, 16]. Для производной $\frac{\partial E(\mathbf{w}(t-1))}{\partial w_{ij}^l(t-1)}$ можно записать:

$$\frac{\partial E(\mathbf{w}(t-1))}{\partial w_{ij}^l(t-1)} = \sum_{c=1}^C \frac{\partial e_c(t-1)}{\partial \hat{u}_c(t-1)} \frac{\partial \hat{u}_c(\mathbf{w}(t-1))}{\partial w_{ij}^l(t-1)}.$$

В алгоритме обратного распространения ошибки для локального градиента i -го нейрона внешнего слоя с учетом [15, 16] можно записать:

$$\delta_i^l(t-1) = e_c(\mathbf{w}(t-1)) \cdot \frac{\partial e_c(t-1)}{\partial \hat{u}_c(t-1)} \cdot f'(net_i^l), \quad \text{где } i = \overline{1, N_l}. \quad (10)$$

Зависимость $\frac{\partial e_c(t-1)}{\partial \hat{u}_c(t-1)}$ записывается в виде:

$$\frac{\partial e_c(t-1)}{\partial \hat{u}_c(t-1)} = \frac{e_c(\mathbf{w}(t-1)) - e_c(\mathbf{w}(t-2))}{\hat{u}_c(t-1) - \hat{u}_c(t-2)}. \quad (11)$$

Для i -го нейрона внутреннего слоя локальный градиент представляется в виде [15, 16]:

$$\delta_i^l(t-1) = \sum_{s=1}^{N_{l+1}} \delta_s^{l+1}(t-1) w_{si}^{l+1}(t-1) \cdot f'(net_i^l), \quad \text{где } i = \overline{1, N_l}, l = \overline{1, L-1}. \quad (12)$$

Производную $\frac{\partial e_c(\mathbf{w}(t-1))}{\partial w_{ij}^l(t-1)}$ для внешнего слоя можно определить как [15, 16]:

$$\frac{\partial e_c(\mathbf{w}(t-1))}{\partial w_{ij}^l(t-1)} = \delta_i^l(t-1) \cdot o_j^{l-1}(t-1), \quad \text{где } i = \overline{1, N_l}, j = \overline{1, N_{l-1}}. \quad (13)$$

Для внутреннего l -го слоя запишем [16, 17]:

$$\frac{\partial e_c(\mathbf{w}(t-1))}{\partial w_{ij}^l(t-1)} = \sum_{s=1}^{N_{l+1}} \delta_s^{l+1}(t-1) w_{si}^{l+1}(t-1) \cdot f'(net_i^l) \cdot o_j^{l-1}(t-1), \quad (14)$$

где $i = \overline{1, N_l}, j = \overline{1, N_{l-1}}, l = \overline{1, L-1}$.

Таким образом, при известных в момент времени $t-1$ значениях весовых коэффициентов $\mathbf{w}(t-1)$ и ошибки $\mathbf{e}(t-1)$ определяются выходные значения нейронов $o_i^l, (i = \overline{1, N_l}, l = \overline{1, L})$ согласно (4), (5). Это прямой проход алгоритма обратного распространения [15]. При обратном проходе [15] вычисляются локальные градиенты δ_i^l ($i = \overline{1, N_l}, l = \overline{1, L}$) по формулам (10) – (12), по которым на основе (13), (14) находятся составляющие $\frac{\partial e_c(\mathbf{w}(t-1))}{\partial w_{ij}^l(t-1)}$ производной $\frac{\partial E(\mathbf{w}(t-1))}{\partial w_{ij}^l(t-1)}$.

Метод решения

Для нелинейных нестационарных объектов классические методы адаптивного управления в большинстве случаев оказываются не работоспособными.

В этом случае целесообразно использовать методы нейроуправления [11]. Недостатком использования метода безмодельного управления (Рисунок 1) является длительное время поиска, согласно критерию (2), оптимального вектора весовых коэффициентов АУ $\mathbf{w}^*(t)$ (3) из-за произвольного выбора вектора \mathbf{a} блока управления, а так же существенной нелинейности объекта, нестационарности и случайных внешних воздействий [8,9]. Для решения этой проблемы предлагается процедура синтеза управления нелинейными нестационарными объектом с использованием многослойного персептрона, состоящая из двух этапов.

Первый этап процедуры (робастное управление) заключается в определении квазиоптимального вектора \mathbf{a}^* блока управления: для заданного интервала времени $t \in [0, t_k]$, множества вариантов модели объекта $\{\mathbf{a}_1(t), \mathbf{a}_2(t), \dots, \mathbf{a}_R(t)\}$, множества векторов случайных возмущающих воздействий $\{\mathbf{z}_1(t), \mathbf{z}_2(t), \dots, \mathbf{z}_R(t)\}$ и вектора желаемых значений выходного сигнала, одинаковых для всех возможных R реализаций объекта $\mathbf{y}^3(t) = \{y_1^3(t), y_2^3(t), \dots, y_m^3(t)\}$ необходимо найти такой вектор \mathbf{a}^* , при котором критерий достигает минимума, т.е.:

$$\mathbf{a}^* = \arg \min_{\mathbf{a} \in V} \sum_{r=1}^R \sum_{t=0}^{t_k} (\mathbf{y}_r(\mathbf{a}_r(t), \mathbf{z}_r(t), \mathbf{u}_r(t)) - \mathbf{y}^3(t))^T (\mathbf{y}(\mathbf{a}_r(t), \mathbf{z}_r(t)) - \mathbf{y}^3(t)), \quad (15)$$

где V – область допустимых значений вектора \mathbf{a} ; \mathbf{u}_r – управляющее воздействие, настройка которого ведется согласно уравнению (3).

Задача поиска вектора \mathbf{a}^* решается с помощью методов многомерной оптимизации.

Таким образом, первый этап процедуры состоит из следующих шагов.

- 1) Экспертом задается R возможных вариантов модели объекта на основе априорных данных об объекте управления и генерируется R реализаций случайного возмущения $\mathbf{z}(t)$.
- 2) Начальные значения вектора весовых коэффициентов $\mathbf{w}(0)$ задаются с помощью генератора случайных чисел, который реализует нормальный закон распределения с математическим ожиданием равным 0 и среднеквадратическим отклонением равным 1.
- 3) Экспертом задается область V допустимых значений вектора \mathbf{a} и вектор желаемых значений выходного сигнала $\mathbf{y}^3(t)$, одинаковых для всех возможных R реализаций объекта.
- 4) На основе функциональных преобразований (3), модели объекта (1) методом случайного поиска определяется квазиоптимальное значение \mathbf{a}^* вектора параметров блока управления согласно критерию (15). Случайные значения параметров вектора \mathbf{a} из области V определяются генератором случайных чисел, реализующим равномерный закон распределения. Для выбранного из области V вектора \mathbf{a} и для заданного варианта модели $\mathbf{a}_r(t)$, вектора случайных возмущений $\mathbf{z}_r(t)$, вектора $\mathbf{y}^3(t)$ производится имитация работы режима безмодельного управления. В этом случае действующий объект управления заменяется моделью (1) с известными параметрами $\mathbf{a}_r(t)$, $\mathbf{z}_r(t)$. Расчет составляющей

$$\sum_{t=0}^{t_k} (\mathbf{y}_r(\mathbf{a}_r(t), \mathbf{z}_r(t), \mathbf{u}_r(t)) - \mathbf{y}^3(t))^T (\mathbf{y}(\mathbf{a}_r(t), \mathbf{z}_r(t)) - \mathbf{y}^3(t)) \quad \text{критерия} \quad (15)$$

осуществляется согласно показанным ниже шагам 3 – 7, которые относятся ко второму этапу процедуры синтеза управления нелинейным нестационарным объектом. Таким образом, для каждого выбранного из области V на основе равномерного закона распределения значения \mathbf{a} расчёт составляющей

$$\sum_{t=0}^{t_k} (\mathbf{y}_r(\mathbf{a}_r(t), \mathbf{z}_r(t), \mathbf{u}_r(t)) - \mathbf{y}^3(t))^T (\mathbf{y}(\mathbf{a}_r(t), \mathbf{z}_r(t)) - \mathbf{y}^3(t))$$

повторяется для всех R вариантов модели и определяется значение критерия (15). Принимается правило окончания поиска квазиоптимального значения \mathbf{a}^* : решение считается найденным, когда после последних последовательно проведенных испытаний в количестве I улучшение значения критерия (15) происходит не более чем на 1% по сравнению со всеми предыдущими испытаниями. Если это условие не выполняется, т.е. происходит улучшение критерия на этом отрезке более чем на 1%, то проводится генерация I новых векторов \mathbf{a} , вычисление для каждого \mathbf{a}

критерия (15) и проверка условия окончания поиска. Число испытаний I устанавливается эмпирически.

На втором этапе процедуры (безмодельное управление) настройка системы (Рисунок 1) осуществляется непосредственно в процессе управления действующим нестационарным объектом в присутствии случайного внешнего воздействия $\mathbf{z}(t)$ по критерию (8). Таким образом, нейрорегулятор находится постоянно в процессе настройки во время работы системы управления. Полученный на первом этапе вектор \mathbf{a}^* остается неизменным, на втором этапе ведется лишь поиск квазиоптимального вектора \mathbf{w}^* .

Таким образом, второй этап процедуры состоит из следующих шагов.

- 1) Начальные значения вектора весовых коэффициентов $\mathbf{w}(0)$ задаются с помощью генератора случайных чисел, который реализует нормальный закон распределения с математическим ожиданием равным 0 и среднеквадратическим отклонением равным 1.
- 2) Задается вектор желаемых значений выходного сигнала $\mathbf{y}^3(t)$ действующего нестационарного объекта управления.
- 3) Для момента времени t ($t=1,2,3,\dots, t_k$) определяется вектор ошибки управления $\mathbf{e}(t)=\mathbf{y}(t)-\mathbf{y}^3(t)$.
- 4) Согласно методу обратного распространения ошибки для каждого момента времени t происходит расчет вектора весовых коэффициентов $\mathbf{w}(t)$ в зависимости от его значения на предыдущем шаге $\mathbf{w}(t-1)$, ошибки управления $\mathbf{e}(t-1)$ и параметров \mathbf{a}^* блока управления. Таким образом, осуществляется непрерывный поиск с помощью градиентного метода квазиоптимального значения $\mathbf{w}^*(t)$ вектора весовых коэффициентов, согласно критерию (8).
- 5) С помощью функционального преобразования F из (3) вычисляется сигнал управления $u(t)$.
- 6) Сигнал $u(t)$ определяет в момент времени t выходной сигнал $\mathbf{y}(t)$ действующего нестационарного объекта управления.
- 7) $t=t+1$. Переход на шаг 3.

Таким образом, предложенная двухэтапная процедура синтеза управления нелинейными нестационарными объектами с использованием многослойного персептрона одновременно использует преимущества методов робастного и безмодельного нейрорегулирования и устраняет их недостатки.

Как показано в работах [16, 17], система управления с нейрорегулятором на основе (9), начинает терять устойчивость с течением времени из-за накопления ошибок округления. Задача (8) принадлежит к классу некорректно поставленных задач. Для решения этой проблемы применяется метод регуляризации [17, 18]. Для преобразования задачи в корректно поставленную представим критерий (8) в форме:

$$\tilde{E}(\mathbf{w}(t)) = E(\mathbf{w}(t)) + \Omega(\mathbf{w}(t)), \quad (16)$$

где $\Omega(\mathbf{w}(t))$ – равномерно выпуклая функция, которая определяется как:

$$\Omega(\mathbf{w}(t)) = \frac{1}{2} \lambda \sum_{ijl} (w_{ij}^l)^2, \quad (17)$$

где λ – коэффициент регуляризации.

Тогда с учетом (9), (16), (17) АА представляется в виде:

$$w_{ij}^l(t) = w_{ij}^l(t-1) - \eta \frac{\partial E(\mathbf{w}(t-1))}{\partial w_{ij}^l(t-1)} - \eta \lambda w_{ij}^l(t-1). \quad (18)$$

Таким образом, для АА выражение (9) заменяется на (18).

Результаты

Для проверки работоспособности предложенной двухэтапной процедуры синтеза управления нелинейными нестационарными объектами для выбранного типа объектов приводится модельный пример. В качестве объекта управления выбран нелинейный нестационарный объект, который представляется дифференциальным уравнением:

$$a_{1,r} \frac{dy(\tau)}{d\tau} + y(\tau) = a_{2,r} \left(\frac{1}{1 + \exp(-a_{3,r}(\tau)u(\tau - a_{4,r}))} - \frac{1}{2} \right) + z_r(\tau), \quad r = \overline{1, R}, \quad (19)$$

$$y(0)=0, u \in [-1;1]$$

где τ – непрерывное время; $a_{1,r}, a_{2,r}, a_{4,r}$ – соответственно, постоянная времени объекта, коэффициент усиления, время запаздывания; R – число вариантов модели объекта.

Коэффициент $a_{3,r}(\tau)$ уравнения (19) является нестационарным и определяется:

$$a_{3,r}(\tau) = b_{1,r} + \sin(b_{2,r} \cdot \pi \cdot \tau),$$

где $b_{1,r}, b_{2,r}$ – константы r -го объекта; $z_r(\tau)$ – случайный сигнал, реализующий усеченный нормальный закон распределения. $z_r(t): z_r(t) \in [0, Z_r]$

На первом этапе процедуры синтеза управления (шаг 1) было сформировано R ($R=20$) вариантов модели объекта путем задания разных значений коэффициентов $a_{1,r}, a_{2,r}, a_{4,r}, b_{1,r}, b_{2,r}$ и случайных возмущений в момент времени t $z_r(t): z_r(t) \in [0, Z_r]$, ($r = 1, 20$), (Таблица 1).

Таблица 1 – Варианты параметров математической модели объекта управления
 Table 1 – Options for the parameters of the mathematical model of the control object

r	$a_{1,r}$	$a_{2,r}$	$a_{4,r}$	$b_{1,r}$	$b_{2,r}$	Z_r	r	$a_{1,r}$	$a_{2,r}$	$a_{4,r}$	$b_{1,r}$	$b_{2,r}$	Z_r
1	15	1	8	7	0.004	5	11	6	1.5	9	6	0.007	4
2	2	2	4	2	0.002	4	12	16	3	12	3	0.005	6
3	4	0.5	1	6	0.006	7	13	4	2	5	1	0.002	7
4	7	2	7	7	0.07	5	14	7	2.5	2	6	0.003	4
5	4	1.75	4	4	0.004	1	15	19	4	6	4	0.008	2
6	2	3.25	6	2	0.007	3	16	6	2.75	7	2	0.07	6
7	9	1.25	8	5	0.004	4	17	4	2	16	6	0.003	7
8	6	0.5	4	7	0.003	6	18	2	1	4	5	0.003	5
9	4	1	2	2	0.006	7	19	5	3.75	2	13	0.04	3
10	12	2.5	8	4	0.02	8	20	12	0.25	6	6	0.05	1

Случайное возмущение характеризовалось усеченным нормальным законом распределения и математическим ожиданием равным $Z_r/2$. Генератором случайных чисел, реализующим нормальный закон распределения с математическим ожиданием 0 и среднеквадратическим отклонением равным 1, были заданы значения весовых коэффициентов $\mathbf{w}(0)$ (шаг 2). Была определена область допустимых значений V для вектора $\alpha = \{\beta, \gamma\}: s_1 \in [1;2], s_2 \in [1;2], N_1 \in [1;10], \lambda \in [0.005;0.1], \eta \in [0.01;0.1]$ и желаемое значение выходного сигнала $\mathbf{y}^3(t)$, одинаковое для всех реализаций объекта управления (шаг 3). $s_1=1; s_2=1; N_1=2; \lambda=0,01; \eta=0,05$.

После этого происходило решение задачи (15) методом случайного поиска вектора α^* (шаг 4) $\Delta\tau=0.1$ Дискретность съема данных равнялась $\Delta\tau=0.1$ с. Критерий задачи (15) достигает минимума при $s_1=1; s_2=1; N_1=2; \lambda=0,01; \eta=0,05$. Таким

образом, на первом этапе процедуры синтеза управления был найден квазиоптимальный вектор α^* , что дает возможность использовать полученные результаты для перехода на второй этап алгоритма – безмодельное нейроуправление при непосредственной эксплуатации системы (Рисунок 1) с объектом выбранного класса (19).

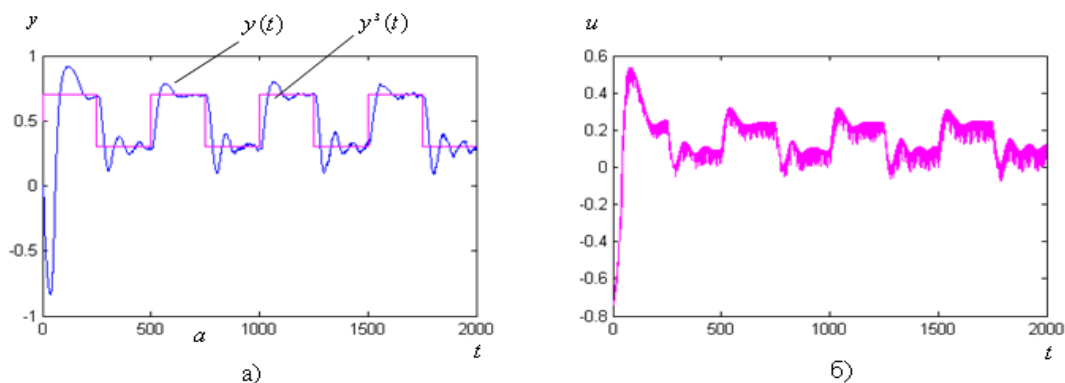


Рисунок 3 – Результаты численного эксперимента работы системы безмодельного нейроуправления: изменение выходного сигнала объекта (а); изменение сигнала управления (б)
 Figure 3 – The results of a numerical experiment on the operation of a modelless neurocontrol system: change in the output signal of the object (a); change in control signal (b)

На Рисунок 3 показаны результаты численного эксперимента работы системы безмодельного управления с нейрорегулятором для нелинейного нестационарного объекта при наличии случайного возмущения (Рисунок 4).

Объект управления имеет параметры, которые определяют номинальные значения ($a_1=15$; $a_2=1$; $a_4=8$; $b_1=7$; $b_2=0,004$). Как видно из Рисунка 3 и Рисунка 4 при наличии случайных возмущений, существенной нелинейности и нестационарности объекта процесс нейроуправления является устойчивым и степень затухания Ψ в среднем составляет более 50 %.

Была проанализирована чувствительность системы управления к неточности задания параметров a_1, a_2, a_4, b_1, b_2 в разных реализациях объекта управления.

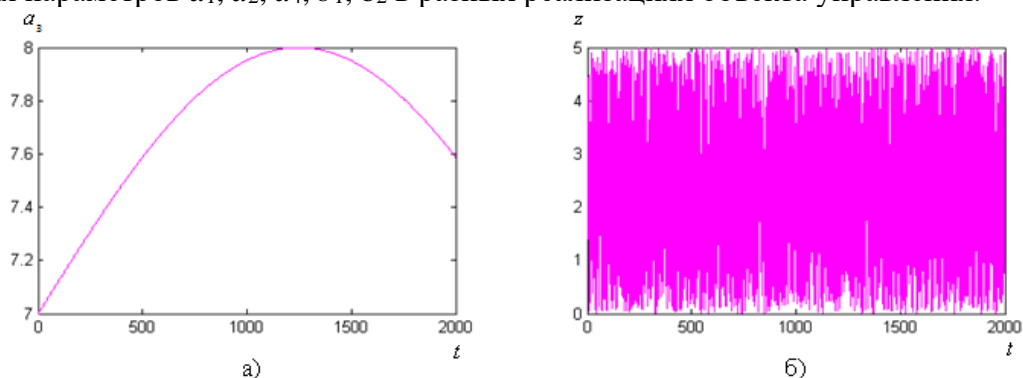
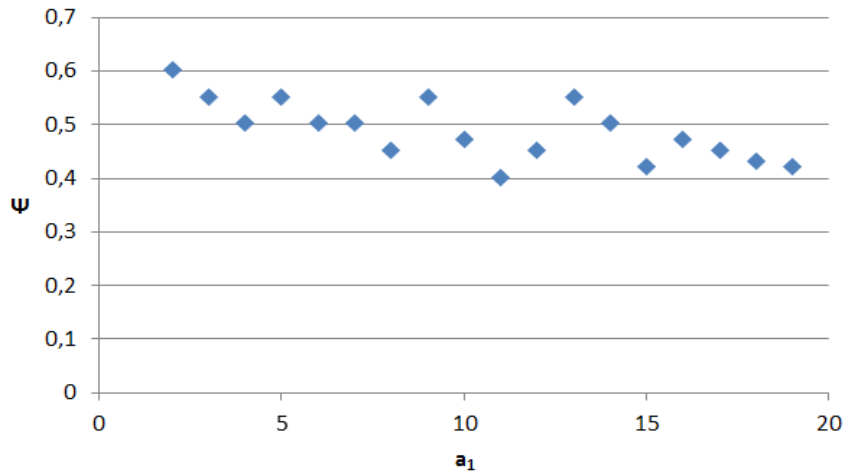


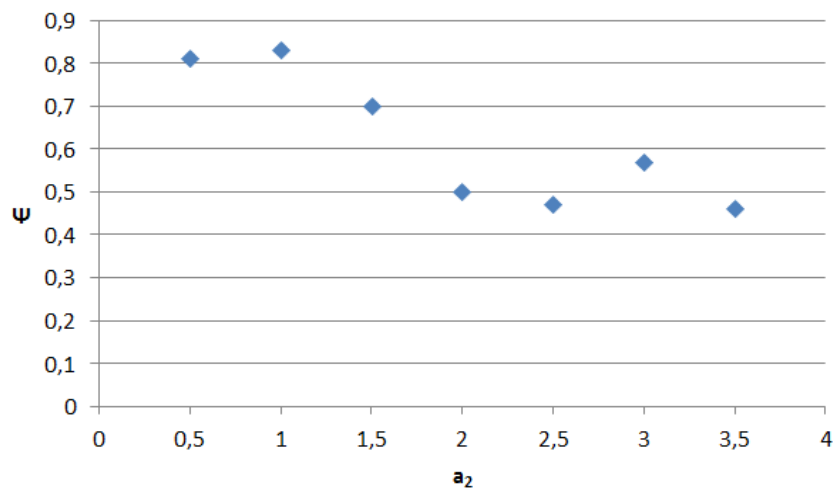
Рисунок 4 – Результаты численного эксперимента работы системы безмодельного нейроуправления: изменение нестационарного параметра a_3 объекта управления (а); случайное возмущение (б).

Figure 4 – Results of a numerical experiment on the operation of a modelless neurocontrol system: change in the nonstationary parameter of the control object (a); random indagation (b).

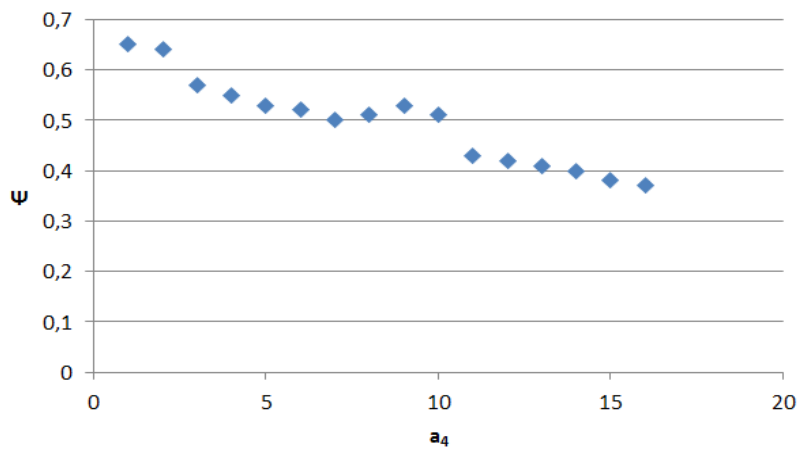
На Рисунке 5 показаны значения степени затухания процесса управления объектом в зависимости от разных значений его параметров.



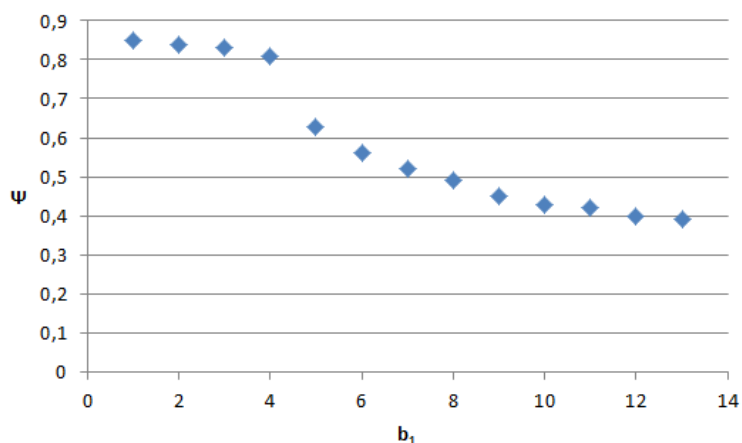
а) при изменении параметра a_1



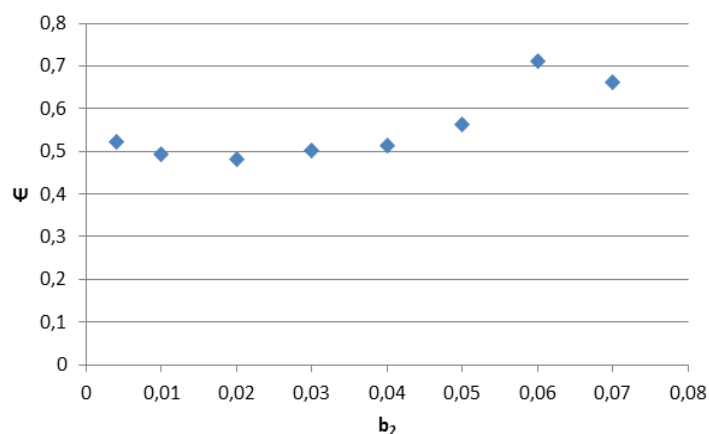
б) при изменении параметра a_2



в) при изменении параметра a_4



г) при изменении параметра b_1



д) при изменении параметра b_2

$a_1=15, a_2=1, a_4=8, b_1=7, b_2=0.004$

Рисунок 5 – Степень затухания процесса управления в зависимости от вариации параметров объекта относительно номинального значения $a_1=15, a_2=1, a_4=8, b_1=7, b_2=0.004$: при изменении параметра a_1 (а); при изменении параметра a_2 (б); при изменении параметра a_4 (в); при изменении параметра b_1 (г); при изменении параметра b_2 (д).

Figure 5 – The degree of damping of the control process depending on the variation of the object parameters relative to the nominal value $a_1=15, a_2=1, a_4=8, b_1=7, b_2=0.004$: when changing the parameter a_1 (a); when changing the parameter a_2 (б); when changing parameter a_4 (в); when changing the parameter b_1 (г); when changing parameter b_2 (д).

Величина степени затухания Ψ приводится для номинальных значений параметров и в каждом случае изменяется только один из параметров объекта.

Обсуждение

Исследования показывают, что при значительных отклонениях параметров объекта от номинальных значений качество процесса управления остается приемлемым, а процесс управления устойчивым.

Для нелинейных нестационарных объектов известные методы адаптивного управления в большинстве случаев оказываются не работоспособными. Например, численные эксперименты показали, что система управления объектом в случае задачи слежения за задающим воздействием с гибридным вариантом нейро-ПИД управления [8,9] с самонастройкой не справляется с поставленной задачей. Предложенный в работе

эвристический подход является эффективным для управления нелинейными нестационарными объектами.

Заключение

Как показал модельный пример, предложенная двухэтапная процедура синтеза управления нелинейными нестационарными объектами с использованием многослойного перцептрона является эффективной и устойчивой при наличии случайного возмущения. Комбинирование робастного и безмодельного нейроуправления может быть использовано в системах, где априори известна структура и порядок объекта управления. Предварительное определение параметров алгоритма управления на множестве вариантов модели объекта обеспечивает высокую эффективность адаптивного управления в процессе эксплуатации. Устойчивость процесса нейроуправления достигается за счет использования метода регуляризации. Предложенный метод нейроуправления может найти эффективное применение для управления многосвязными нестационарными нелинейными объектами в робототехнике, в транспортных системах, в химических производствах и др.

ЛИТЕРАТУРА

1. Галушкин А.И. *Состояние и перспективы развития робототехники, включая системы управления*. Доступно по: <http://2045.ru/expert/276.html> (дата обращения: 28.09.2020).
2. Андреева Е.А., Цирулева В.М. Математическое моделирование оптимального управления динамическими системами с помощью искусственных нейронных сетей. *Моделирование, оптимизация и информационные технологии. Научный журнал*. 2018;6(2):119-131. Доступно по: https://moit.vivt.ru/wp-content/uploads/2018/01/AndreevaTsiruleva_1_1_18.pdf (дата обращения: 28.09.2020).
3. Norsahperi N.M.H., Danapalasingam K.A. Neurocontrol Design for an Aerodynamics System: Simple Backpropagation Approach. *10th International Conference on Robotics, Vision, Signal Processing and Power Applications. Lecture Notes in Electrical Engineering*. 2019;547 Доступно по: https://link.springer.com/chapter/10.1007/978-981-13-6447-1_1 DOI: https://doi.org/10.1007/978-981-13-6447-1_1 (дата обращения: 28.09.2020).
4. Liu T., Liang S., Xiong Q., Wang K. *Adaptive Critic based Optimal Neurocontrol of a Distributed Microwave Heating System using Diagonal Recurrent Network*. IEEE Access. 2018;6:68839-68849. Доступно по: <https://ieeexplore.ieee.org/stamp/stamp.jsp?arnumber=8502748> DOI: 10.1109/ACCESS.2018.2877206 (дата обращения: 28.09.2020).
5. Mohammadzaheri M., Chen L., Grainger S. A critical review of the most popular types of neurocontrol. *Asian Journal of Control*. 2012;14(1):1-11. Доступно по: <https://onlinelibrary.wiley.com/doi/full/10.1002/asjc.449> DOI: <https://doi.org/10.1002/asjc.449> (дата обращения: 28.09.2020).
6. Фролов С.В., Фролова Т.А., Синдеев С.В. Управление нелинейными нестационарными объектами на основе нейроконтроллера. *Промышленные АСУ и контроллеры*. 2012;5:51-56
7. Szepesvari C. *Algorithms for Reinforcement Learning*. Morgan & Claypool Publishers. 2009. (дата обращения: 28.09.2020).
8. Омату С. *Нейроуправление и его приложения*. М.: ИПРЖР. 2000.
9. Omidvar O., Elliott D. *Neural Systems for Control*. Academic Press .1997.

10. Змеу К.В., Марков Н.А., Шипитько И.А., Ноткин Б.С. Безмодельное прогнозирующее инверсное нейроруправление с регенерируемым эталонным переходным процессом. *Интеллектуальные системы*. 2009;3(21):109-117. Доступно по: http://ics.khstu.ru/media/2010/N21_14.pdf (дата обращения: 28.09.2020).
11. Острем К.Ю. Настройка и адаптация. *Приборы и системы управления*. 1997; 9:53-65.
12. Перельман И.И. *Анализ современных методов адаптивного управления с позиций приложения к автоматизации технологических процессов*. АИТ. 1991; 7:3-32. Доступно по: <http://www.mathnet.ru/links/325d5b12c45bd8fa80294f202fbdb262/at4218.pdf> (дата обращения: 28.09.2020).
13. Кван Н.В. Модели и алгоритмы робастного управления нелинейными объектами в системах с быстродействующим эталоном. *Автореферат диссертации кандидата технических наук: 05.13.01*. Хабаровск, Амурский государственный университет. 2011.
14. Al Smadi Prof-Takialddin & Al-Agha, Osman & Alsmadi, Khalid. Overview of Model Free Adaptive (MFA) Control Technology. *IAES International Journal of Artificial Intelligence*. 2018;7:165-169. Доступно по: <http://ijai.iaescore.com/index.php/IJAI/article/view/14511/pdf> DOI: 10.11591/ijai.v7.i4.pp165-169. (дата обращения: 28.09.2020).
15. Хайкин С. *Нейронные сети: полный курс, 2-е издание* – М.: Издательский дом «Вильямс». 2006.
16. Фролов С.В., Третьяков А.А. Синтез математических моделей для промышленных АСУ на основе нейронных сетей. *Промышленные АСУ и контроллеры*. 2000;2:28-31.
17. Фролов С.В., Фролова Т.А., Сомов П.Т. Применение метода регуляризации для обеспечения устойчивости систем регулирования с нейроконтроллером. *Промышленные АСУ и контроллеры*. 2011;5:54-58.
18. Bishop С.М. *Pattern recognition and machine learning*. Springer. Science+Business Media. LLC, 2006.

REFERENCES

1. Galushkin A.I. *Sostoyanie i perspektivy razvitiya robototekhniki, vklyuchaya sistemy upravleniya..* <http://2045.ru/expert/276.html> (accessed 28.09.2020).
2. Savenkov P.A. Use methods and algorithms for data analysis and machine learning in UEBA/DSS to assist management decisions. *Modeling, Optimization and Information Technology*. 2020;8(1). Available from: https://moit.vivt.ru/wp-content/uploads/2018/01/AndreevaTsiruleva_1_1_18.pdf (accessed 28.09.2020).
3. https://moit.vivt.ru/wpcontent/uploads/2020/02/SavenkovTregubov_1_20_1.pdf DOI: 10.26102/2310-6018/2020.28.1.039 (In Russ). (accessed 28.09.2020).
4. Norsahperi N.M.H., Danapalasingam K.A. Neurocontrol Design for an Aerodynamics System: Simple Backpropagation Approach. *10th International Conference on Robotics, Vision, Signal Processing and Power Applications. Lecture Notes in Electrical Engineering*. 2019;547 Available at: https://link.springer.com/chapter/10.1007/978-981-13-6447-1_1 DOI: https://doi.org/10.1007/978-981-13-6447-1_1 (accessed 28.09.2020).
5. Liu T., Liang S., Xiong Q., Wang K. *Adaptive Critic based Optimal Neurocontrol of a Distributed Microwave Heating System using Diagonal Recurrent Network*. IEEE Access. 2018;6:68839-68849. Available at: <https://ieeexplore.ieee.org/stamp/stamp.jsp?arnumber=8502748> DOI: 10.1109/ACCESS.2018.2877206 (accessed 28.09.2020).

6. Mohammadzaheri M., Chen L., Grainger S. *A critical review of the most popular types of neurocontrol. Asian Journal of Control.* 2012;14(1):1-11 Available at: <https://onlinelibrary.wiley.com/doi/full/10.1002/asjc.449> DOI: <https://doi.org/10.1002/asjc.449> . (accessed 28.09.2020).
7. Frolov S.V., Frolova T.A., Sindeev S.V. Upravlenie nelinejnymi nestacionarnymi ob"ektami na osnove nejrokontrollera. *Promyshlennye ASU i kontrollery.* 2012;5:51-56. (In Russ).
8. Szepesvari C. *Algorithms for Reinforcement Learning.* Morgan & Claypool Publishers. 2009.
9. Omatu C. *Nejrouravlenie i ego prilozheniya.* M.: IPRZHR.2000.
10. Omidvar O., Elliott D. *Neural Systems for Control.* Academic Press .1997.
11. Zmeu K.V., Markov N.A., SHipit'ko I.A., Notkin B.S. Bezmodel'noe prognoziruuyushchee inversnoe nejroupravlenie s regeneriruemym etalonnym perekhodnym processom. *Intellektual'nye sistemy.* 2009;3(21):109-117. Available from: http://ics.khstu.ru/media/2010/N21_14.pdf (In Russ) (accessed 28.09.2020).
12. Ostrem K.Y. Nastrojka i adaptaciya. *Pribory i sistemy upravleniya.*1997; 9:53-65. (accessed 28.09.2020).
13. Perel'man I.I. *Analiz sovremennyh metodov adaptivnogo upravleniya s pozicij prilozheniya k avtomatizacii tekhnologicheskikh processov.* AiT.1991; 7:3-32. (In Russ). Available from: <http://www.mathnet.ru/links/325d5b12c45bd8fa80294f202fbd262/at4218.pdf> (accessed 28.09.2020).
15. Kvan N.V. Modeli i algoritmy robustnogo upravleniya nelinejnymi ob"ektami v sistemah s bystrodejstvuyushchim etalonom. *Avtoreferat dissertacii kandidata tekhnicheskikh nauk: 05.13.01.* Habarovsk, Amurskij gosudarstvennyj universitet. 2011. (In Russ).
16. Al Smadi Prof-Takialddin & Al-Agha, Osman & Alsmadi, Khalid. Overview of Model Free Adaptive (MFA) Control Technology. *IAES International Journal of Artificial Intelligence.* 2018;7:165-169. Available from: <http://ijai.iaescore.com/index.php/IJAI/article/view/14511/pdf> DOI: 10.11591/ijai.v7.i4.pp165-169. (accessed 28.09.2020).
17. Hajkin S. *Nejronnye seti: polnyj kurs, 2-e izdanie –* M.: Izdatel'skij dom «Vil'yams». 2006.
18. Frolov S.V., Tret'yakov A.A. Sintez matematicheskikh modelej dlya promyshlennyh ASU na osnove nejronnyh setej. *Promyshlennye ASU i kontrollery.*2000;2:28-31. (In Russ).
19. Frolov S.V., Frolova T.A., Somov P.T. Primenenie metoda regulyariacii dlya obespecheniya ustojchivosti sistem regulirovaniya s nejrokontrollerom. *Promyshlennye ASU i kontrollery.*2011;5:54-58. (In Russ).
20. Bishop C.M. *Pattern recognition and machine learning.* Springer. Science+Business Media. LLC, 2006.

ИНФОРМАЦИЯ ОБ АВТОРАХ / INFORMATION ABOUT THE AUTHORS

Фролов Сергей Владимирович, д.т.н., профессор кафедры Биомедицинская техника, ФГБОУ ВО ТГТУ, Тамбов, Российская Федерация.
e-mail: sergej.frolov@gmail.com

Sergei V. Frolov, Phd, Dsc, Professor Of The Department Of Biomedical Engineering, Tambov State Technical University, Tambov, Russian Federation.

Синдеев Сергей Вячеславович, к.т.н., старший научный сотрудник кафедры Биомедицинская техника, ФГБОУ ВО ТГТУ, Тамбов, Российская Федерация.
e-mail: ssindeev@yandex.ru

Sergej V. Sindeev, Ph.D. In Technology, Senior Researcher Of The Department Of Biomedical Engineering, Tambov State Technical University, Tambov, Russian Federation.

Коробов Артём Андреевич, инженер кафедры Биомедицинская техника, ФГБОУ ВО ТГТУ, Тамбов, Российская Федерация.
e-mail: korobov1991@mail.ru

Artyom A. Korobov, Engineer Of The Department Of Biomedical Engineering, Tambov State Technical University, Tambov, Russian Federation.

Савинова Кристина Сергеевна, аспирант кафедры Биомедицинская техника, ФГБОУ ВО ТГТУ, Тамбов, Российская Федерация.
e-mail: savinova.k94@mail.ru

Kristina S. Savinova, Phd Student, Of The Department Of Biomedical Engineering, Tambov State Technical University, Tambov, Russian Federation.

Потлов Антон Юрьевич, к.т.н., доцент кафедры Биомедицинская техника, ФГБОУ ВО ТГТУ, Тамбов, Российская Федерация.
e-mail: zerner@yandex.ru

Anton Y. Potlov, Ph.D. In Technology Of The Department Of Biomedical Engineering, Tambov State Technical University, Tambov, Russian Federation.