

ИНФОРМАЦИОННЫЕ
ТЕХНОЛОГИИ
И ТЕЛЕКОММУНИКАЦИИ

INFORMATION
TECHNOLOGIES
AND TELECOMMUNICATIONS

УДК 681.5.037.4

DOI: 10.17212/2782-2001-2024-3-25-38

Синтез нейрорегулятора для системы, содержащей существенно нелинейный блок^{*}

А.А. ВОЕВОДА^а, В.И. ШИПАГИН^б

630073, г. Новосибирск, пр. Карла Маркса, 20, Новосибирский государственный
технический университет

^а ucit@ucit.ru ^б shipagin@mail.ru

В некоторых случаях для повышения показателей качества переходных процессов системы автоматического управления необходимо учитывать в модели объекта управления различные механизмы, приводящие в движение сам объект управления (двигатель постоянного тока, колеса, усилительно-преобразующие устройства). При расчете регуляторов аналитическими методами возникают сложности, связанные с наличием в таких системах различного рода нелинейностей, и в том числе существенных (люфт, трение и т. д.). В этом случае решение данного вопроса может быть связано с применением искусственных нейронных сетей в составе регулятора. В настоящей работе показано применение схемы нейроуправления, в которой используется нейроэмулятор и нейрорегулятор. Это позволяет сформировать обучающую выборку и обучить нейросетевой регулятор в режимах работы системы, находящейся за пределами возможностей управления нелинейной моделью объекта управления с помощью регулятора, рассчитанного аналитическим методом. Такая схема рассматривается в качестве дополнения к алгоритму синтеза нейросетевых регуляторов с детерминированным способом выбора архитектуры и весовых коэффициентов нейронной сети, использующей схему подражающего нейроуправления. Приводится пример повышения качественных характеристик переходных процессов системы с помощью донастройки нейрорегулятора для нелинейной системы «инверсный маятник на подвижном основании» с учетом нахождения в системе инерционного звена, содержащего существенную нелинейность типа «люфт». В качестве цели управления выбиралась стабилизация инверсного маятника в вертикальном положении и перемещение мобильного основания к заданному значению. Для достижения поставленных целей используется схема нейроуправления, содержащая две нейронные сети: нейрорегулятор (выполняет функцию формирования управляющего воздействия на объект) и нейроэмулятор (выполняет функцию имитации модели объекта управления). Необходимо выполнять обратное вычисление пропуска ошибки и настройки весовых коэффициентов нейрорегулятора. В результате удастся получить систему автоматического управления, способную к управлению указанным объектом.

Ключевые слова: нейроэмулятор, нейрорегулятор, система автоматического управления, нелинейный объект управления, метод обратного пропуска ошибки через прямой нейроэмулятор, схема подражающего нейроуправления, существенная нелинейность, люфт

^{*} Статья получена 08 августа 2024 г.

ВВЕДЕНИЕ

Использование искусственных нейронных сетей в задаче управления динамическими объектами набирает все большую популярность [1–4]. Это связано с набором уникальных свойств, которыми обладают нейронные сети. К ним можно отнести способность к обучению, возможность обобщения данных, способность к адаптации при изменении режима функционирования объекта [5].

Однако при этом существует ряд не до конца формализованных вопросов, связанных с применением нейронных сетей в составе систем автоматического управления (САУ). Одним из них можно считать вопрос выбора архитектуры [6, 7] и инициализации весовых коэффициентов [8, 9] нейронной сети. В работе [10] предложено решение этого вопроса на основе информации о регуляторе, рассчитанном аналитическими методами.

В этом случае для обучения нейронной сети используется схема подражающего нейроуправления (*neurocontrol learning based on mimic, controller modeling, supervised learning using an existing controller*) [11–14]. При применении такой схемы существует ограничение на возможности обучения нейрорегуляторов. Они связаны с формированием обучающей выборки. Невозможно обучить нейрорегулятор таким образом, чтобы он существенно лучше управлял объектом (т. е. качественные характеристики переходных процессов системы должны существенно улучшиться) по сравнению с эталонным регулятором [14]. Одним из таких вопросов является формирование обучающей выборки для настройки весовых коэффициентов нейронной сети [6–8].

Один из подходов, призванных решить вопрос с указанным ограничением, связан с использованием схемы инверсного управления (*Inverse Neurocontrol*) и одной из его разновидностей – схемы нейроуправления, использующей нейроэмулятор и нейрорегулятор (*Model reference adaptive control, Internal model control*) [14, 15].

В настоящей работе рассматривается применение схемы нейроуправления, связанной с использованием нейроэмулятора и нейрорегулятора, как способ донстройки нейрорегулятора, полученного по схеме подражающего нейроуправления. Таким образом, удастся решить следующие вопросы:

- выбор структуры нейрорегулятора и нейроэмулятора, а также инициализация их весовых коэффициентов;
- формирование обучающей выборки для нейронной сети в режимах работы системы, при которых регулятор, полученный аналитическим методом, уже не справляется с управлением системой с заданными показателями качества управления.

Рассмотрен пример управления нелинейной моделью объекта «инверсный маятник на подвижном основании» с применением нейрорегулятора, полученного в работе [16]. Дополнительно учтем в системе наличие привода. С помощью применения схемы «инверсного нейроуправления» донстроим существующий нейрорегулятор. Это позволит добиться повышения качественных характеристик переходных процессов. Моделирование системы автоматического управления и графиков переходных процессов осуществлялось в пакете прикладных программ Matlab Simulink 2021a.

1. ОПИСАНИЕ ОБЪЕКТА

Покажем применение «схемы нейроуправления, использующей нейро-эмулятор и нейрорегулятор» на примере нелинейной модели объекта «инверсный маятник на подвижном основании», которая описывается дифференциальными уравнениями [16]:

$$\begin{aligned} \left(1 - \frac{ml \cos^2 \theta}{M_t L}\right) \ddot{\theta} - \frac{g \sin \theta}{L} + \frac{ml \sin \theta \cos \theta}{M_t L} \dot{\theta}^2 &= -\frac{u \cos \theta}{M_t L}; \\ \left(1 - \frac{ml}{M_t L} \cos^2 \theta\right) \ddot{x} + \frac{m l g \sin \theta \cos \theta}{M_t L} - \frac{m l \sin \theta}{M_t} \dot{\theta}^2 &= \frac{u}{M_t}, \end{aligned} \quad (1)$$

где $L = (I + ml^2) / ml$, $M_t = M + m$; масса маятника $m = 70$ кг; масса основания $M = 30$ кг; момент инерции маятника относительно центра тяжести $I \neq 0$; длина стержня маятника $l = 1$ м; ускорение $g = 10$ м/с²; θ – угол перевернутого маятника [рад]; x – положение центра масс подвижного основания [м]; u – величина управляющего воздействия, подаваемого на объект [Н]. Структурная схема системы, содержащей модель объекта, приведена на рис. 1.

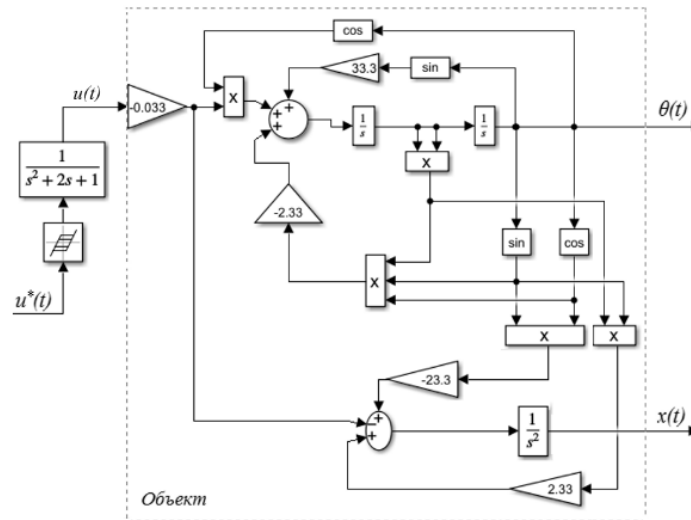


Рис. 1. Структурная схема объекта

Fig. 1. Block diagram of the object

Перед воздействием непосредственно на саму модель объекта управляющий сигнал $u^*(t)$ [Н] проходит через привод. В настоящей работе его роль играет электродвигатель постоянного тока с редуктором, смоделированный в виде апериодического звена второго порядка с существенной нелинейностью типа «люфт» [17–19] $W_{пр}(s) = K / (T^2 s^2 + 2\xi Ts + 1)$, где $K = 1$ – коэффициент передачи, определяющий установившееся значение при единичном входном воздействии; $T = 1$ с – эквивалентная постоянная времени привода, характеризующая

его инерционность; $\xi = 1,0$ – коэффициент демпфирования, определяющий характер переходного процесса. В качестве ширины люфта выберем значение по умолчанию, равное единице. Параметры модели и привода выбраны с учетом наглядности проводимых расчетов. В результате на модель объекта воздействует не сам управляющий сигнал $u^*(t)$, а его модификация $u(t)$. Модель объекта содержит нелинейные блоки: операция умножения, тригонометрические функции $\sin$, $\cos$.

Необходимо сформировать САУ, которая выводит центр масс подвижного основания x к заданному значению, при этом угол перевернутого маятника должен быть в вертикальном положении, $\theta = 0$ рад.

Для этого воспользуемся схемой нейроуправления, использующей нейроэмулятор (нейронная сеть, имитирующая реакцию модели объекта на входные значения) и нейрорегулятор.

2. ФОРМИРОВАНИЕ НЕЙРОЭМУЛЯТОРА

Нейроэмулятор, имитирующий работу модели объекта, получен в работе [20]. Необходимо также учесть в нейроэмуляторе привод, представленный апериодическим звеном второго порядка. В результате получен нейроэмулятор, реализованный с помощью нейронной сети (рис. 2), где $y^*(t) = (\theta^*(t) \ x^*(t))$ – вектор выходных каналов нейросетевого эмулятора; $\theta^*(t)$, $x^*(t)$ – выходные каналы, имитирующие угол инверсного маятника $\theta(t)$ и положение подвижного основания $x(t)$ соответственно.

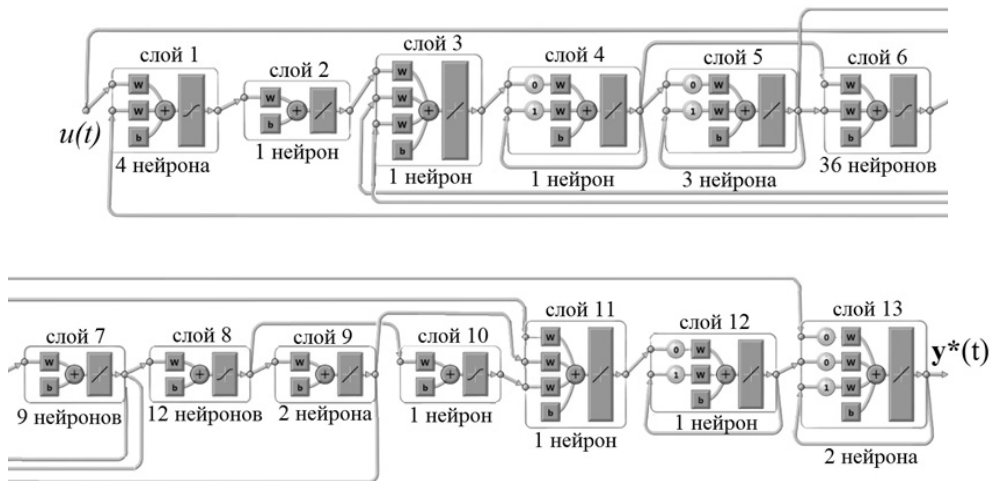


Рис. 2. Структурная схема нейросетевого эмулятора объекта управления

Fig. 2. Block diagram of the neural network emulator of the control object

Полученная нейронная сеть, показанная на рис. 2, содержит 13 слоев. В качестве функций активации используются линейная функция и гиперболический тангенс.

В работе [20] рассчитаны регуляторы для САУ, содержащей объект управления (1) в линеаризованном виде. Регуляторы $W_{R\Theta}(s)$, $W_{RX}(s)$ получены с помощью модального метода с использованием полиномиального разложения матричных передаточных функция объекта и регулятора:

$$\begin{aligned} W_{R\Theta}(s) &= (506,6s^2 + 5303,8s + 9774,7) / (0,01s^2 + s); \\ W_{RX}(s) &= (-70,5s^2 - 988,6s - 378,8) / (0,01s^2 + s). \end{aligned} \quad (2)$$

Здесь $W_{R\Theta}(s)$ – передаточная функция регулятора, рассчитанного для стабилизации инверсного маятника в вертикальном положении; $W_{RX}(s)$ – передаточная функция регулятора вывода мобильного основания к желаемому положению $\tilde{x}(t)$. Полученные регуляторы (2) способны управлять в том числе моделью объекта, содержащей нелинейные блоки (1), в ограниченном диапазоне изменения его параметров.

Учитывая вышесказанное, проведем оценку качества имитации модели объекта с помощью нейросети для малых значений отклонений параметров. Для этого в систему, представленную на рис. 3, поочередно встраиваем сначала модель объекта, а затем нейроэмулятор. Полученные графики переходных процессов сравниваем.

В качестве заданий рассмотрим случайные ступенчатые воздействия, значения которых выбраны по равномерному закону распределения и лежат в пределах $\tilde{x}(t) \in [-1 \text{ м}; 1 \text{ м}]$. При этом значения данных воздействий меняются каждые 10 секунд (время, необходимое для завершения одного переходного процесса). Качество работы нейроэмулятора оценивается по близости переходных процессов на выходе системы.

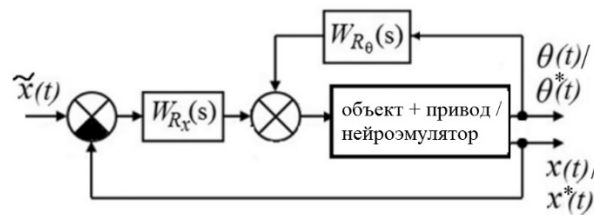


Рис. 3. САУ управления с моделью объекта управления и нейроэмулятором

Fig. 3. Automatic control system with a control object model and a neuroemulator

На рис. 3 $\tilde{x}(t)$ – желаемое значение положения центра масс мобильного основания.

Графики переходных процессов для систем, содержащих нелинейную модель объекта управления и нейроэмулятор, представлены на рис. 4 и 5.

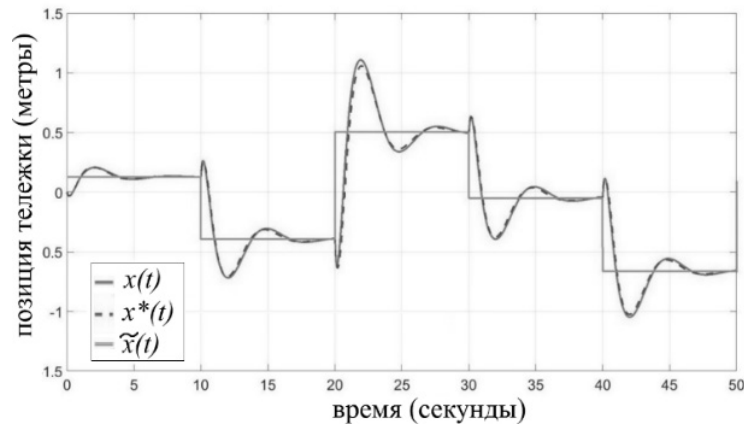


Рис. 4. Переходные процессы систем с нелинейной моделью объекта и нейроэмулятором для выходов по местоположению подвижного основания

Fig. 4. Transients of systems with a nonlinear object model and a neuroemulator for outputs based on the location of the movable base

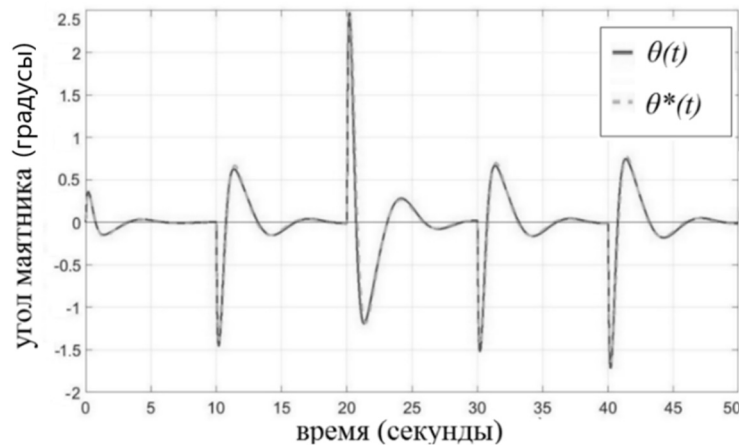


Рис. 5. Переходные процессы систем с моделью объекта и нейроэмулятором для выхода системы по углу инверсного маятника

Fig. 5. Transients of systems with an object model and with a neuroemulator for the output of the system along an angle of an inverse pendulum

Как видно из рис. 4 и 5, графики переходных процессов для выходов двух вариантов представленных систем автоматического управления достаточно близки друг к другу. То есть полученная модель нейроэмулятора справляется с задачей имитации поведения объекта для варианта его работы в составе САУ с приводом и регуляторами (1) при задании на перемещение $\tilde{x}(t) \in [-1 \text{ м}; 1 \text{ м}]$. Таким образом, нейроэмулятор может быть использован для формирования градиента настройки весовых коэффициентов нейрорегулятора.

3. СХЕМА НЕЙРОУПРАВЛЕНИЯ, ИСПОЛЬЗУЮЩАЯ НЕЙРОЭМУЛЯТОР И НЕЙРОРЕГУЛЯТОР

Архитектуру и весовые коэффициенты нейрорегулятора выберем по алгоритму, описанному в работе [10]. В этом алгоритме выбор структуры и инициализация весовых коэффициентов нейросетевого регулятора определяется дискретным представлением регуляторов, полученных для САУ с линеаризованной моделью объекта. Полученный нейросетевой регулятор справляется с задачей управления объектом аналогично дискретному представлению регуляторов. Для решения задачи управления нелинейной моделью объекта управления необходимы усложнения структуры нейронной сети. Итеративно вводятся типовые модификации (изменение функций активации с линейных на нелинейные, добавление нейронов в слой, добавление слоев). При каждом вводе очередной модификации происходит «дообучение» полученного нейросетевого регулятора. Обучение происходит в несколько этапов. Сначала для обучения нейросетевому регулятору предъявляются выборки, соответствующие незначительному изменению параметров объекта управления. Каждый следующий этап соответствует усложнению обучающих примеров. Процесс обучения заканчивается, когда полученный нейросетевой регулятор способен управлять нелинейной моделью объекта в заданных пределах изменения параметров.

В настоящей работе описан процесс «дообучения» нейросетевого регулятора, структура которого выбрана исходя из дискретного представления регуляторов (2). Процесс синтеза нейросетевого регулятора детально описан в работах [10, 20].

Сформируем САУ с использованием нейросетевого регулятора (рис. 6).

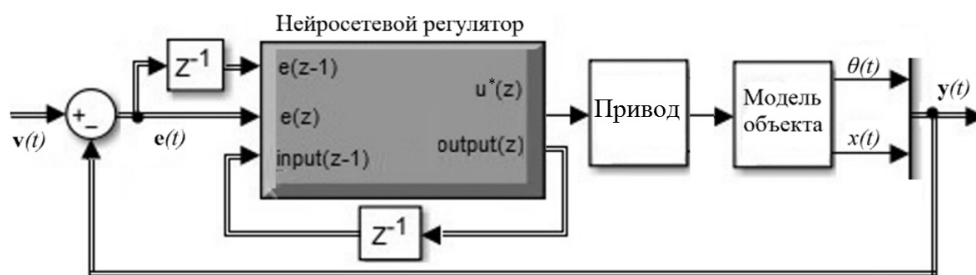


Рис. 6. Структурная схема САУ с нейрорегулятором

Fig. 6. Block diagram of an automatic control system with a neuroregulator

На рис. 6 z^{-1} – блок запаздывания на один такт; $\mathbf{v}(t) = (\tilde{\theta}(t) \quad \tilde{x}(t))^T$ – задание для изменения параметров системы; $\tilde{\theta}(t) = 0$ рад – задание на обеспечение желаемого угла инверсного маятника; $\mathbf{y}(t) = (\theta(t) \quad x(t))^T$ – вектор выходных параметров модели объекта управления; $\mathbf{e}(t) = \mathbf{v}(t) - \mathbf{y}(t)$ – ошибка управления; **output(z)**, **input(z-1)** – дополнительные векторы значений выхода и входа нейросетевого регулятора соответственно. Они необходимы для решения проблемы угасающих градиентов [10] при обучении. Используемый нейрорегулятор показан на рис. 7.

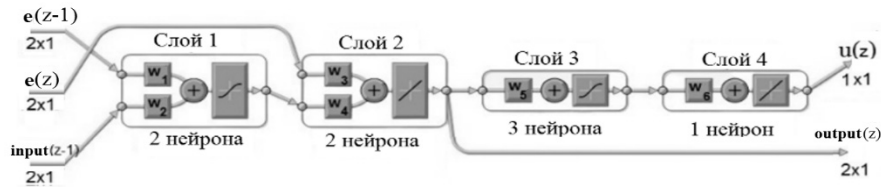


Рис. 7. Структура нейросетевого регулятора

Fig. 7. The structure of the neural network regulator

Нейросеть, используемая в регуляторе, представлена четырьмя слоями с функцией активации «гиперболический тангенс» в первом и третьем слоях и линейной функцией активации во втором и четвертом слоях. Здесь $w_1, w_2, \dots$ – векторы весовых коэффициентов нейронной сети.

Объединим нейронные сети нейрорегулятора и нейроэмулятора в единую нейронную сеть (рис. 8).

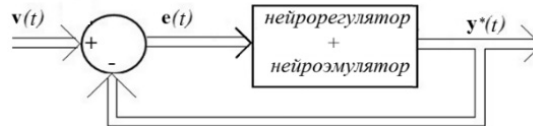


Рис. 8. САУ с обобщенной нейронной сетью для регулятора и объекта

Fig. 8. Automatic control system with a generalized neural network for the controller and the object

Общая нейронная сеть представляет собой последовательное соединение нейронной сети, представленной на рис. 7, и нейронной сети, представленной на рис. 2. Далее весовые коэффициенты общей нейронной сети, относящиеся к нейроэмулятору, фиксируются, так как параметры модели объекта считаются постоянными. Это значит, что во время настройки общей нейронной сети они изменяться не будут. На рис. 9 показан процесс формирования обучающей выборки для настройки общей нейронной сети.

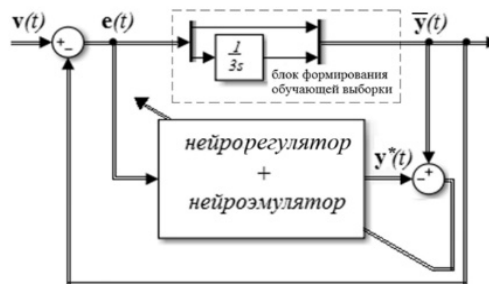


Рис. 9. Процесс формирования учебной выборки и обратного пропуск ошибки через нейронную сеть регулятора и объекта

Fig. 9. The process of forming a training sample and passing the error back through the neural network of the controller and the object

За формирование обучающей выборки в такой системе отвечает отдельный блок. Он состоит из интегратора и пропорционального звена, расположенных параллельно друг другу.

Каждый элемент обучающей выборки состоит из пары: входного значения (значения вектора ошибки регулирования $e(t)$ в момент времени t) и целевого значения (значения вектора выхода нейрорегулятора $\bar{y}(t)$ в момент времени t). Значения учебной выборки выбирались в моменты времени t с интервалом, равным шагу дискретизации $\Delta t = 0,01$ с. Обучающая выборка представлена временем переходного процесса для блока формирования обучающей выборки и равна 15 с. С учетом шага дискретизации и времени переходных процессов в обучающую выборку входит 1500 пар данных $\{e(t_i) \quad \bar{y}(t_i)\}$ при $t = 0,01; 0,02; \dots, 15$ с.

Для успешного обучения нейрорегулятора необходимо сформировать обучающую выборку при различных заданиях $v(t)$. В общем случае рекомендации по выбору обучающих данных приведены в алгоритме детерминированного выбора архитектуры и инициализации весовых коэффициентов, описанного в работе [10]. В данном случае используется постепенное расширение возможного диапазона заданий. Для настройки нейрорегулятора созданы пять обучающих выборок, соответствующих реакции системы (рис. 9) на задания: $v(t) = (0 \ 0,1)^T$; $v(t) = (0 \ 0,5)^T$; $v(t) = (0 \ 1)^T$; $v(t) = (0 \ 5)^T$; $v(t) = (0 \ 20)^T$. Для обучения они предъявлялись нейронной сети последовательно (то есть следующая учебная выборка предъявлялась только после успешного обучения на текущей учебной выборке). Критерии понятия успешности обучения приведены ниже. На рис. 10 показаны входящие и целевые значения обучающей выборки в виде графиков для задания $v(t) = (0 \ 1)^T$.

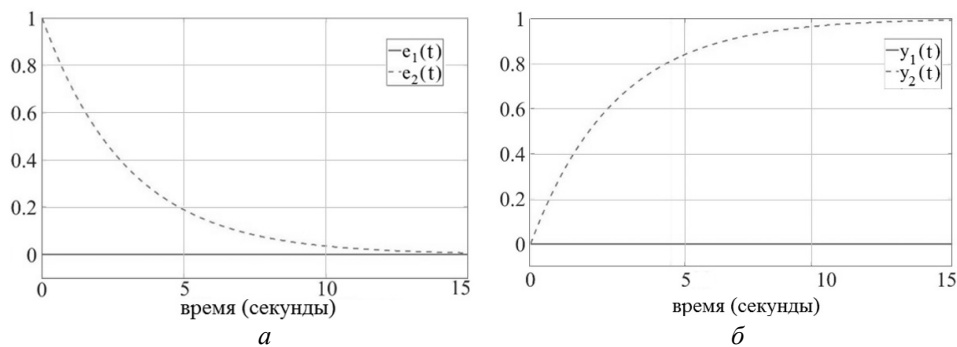


Рис. 10. Графики значений:

a – входящих; b – целевых

Fig. 10. Graphs values:

a – incoming; b – target

Обучение проводилось с помощью алгоритма Левенберга – Марквардта (*Levenberg – Marquardt algorithm*) [21]. Этот алгоритм используется для минимизации квадратичных отклонений. К преимуществам такого подхода можно отнести высокую (адаптивную) скорость сходимости и наибольшую

устойчивость среди остальных методов сопряженных градиентов. При этом настраиваются только весовые коэффициенты общей нейронной сети, соответствующие нейрорегулятору. Среднеквадратичная ошибка между значениями выходов нейронной сети и блока формирования обучающей выборки используется как функция потерь (*loss function*): $MSE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \|\bar{y}(t_i) - y^*(t_i)\|_2$, где

$n = t_{\text{пн}} / \Delta t = 1500$, $t_{\text{пн}} = 15$ с – время переходного процесса. Проводилась настройка коэффициентов нейронной сети так, чтобы минимизировать функцию потерь $MSE \rightarrow \min$. Таким образом происходит обучение нейронной сети по всем представленным данным. Один цикл такого обучения называется эпохой.

Критерий остановки успешного выполнения обучения – величина функции потерь $MSE \leq 1 \cdot 10^{-4}$. Критерии остановки обучения, после применения которых нельзя считать нейронную сеть обученной: если достигнуто максимальное заданное число эпох обучения (10 000); если значение градиента для функции потерь ниже минимального значения ($1 \cdot 10^{-7}$); если значение параметра регуляризации алгоритма больше максимально определенного ($1 \cdot 10^{10}$).

В данном случае обучение общей нейронной сети заняло около 9000 эпох. При этом сработал критерий остановки успешного обучения. Из общей нейронной сети был выделен нейросетевой регулятор. Далее он использован для управления нелинейной моделью объекта.

Для демонстрации полученных результатов на вход системы подадим значения $v(t) = (0; \tilde{x}(t))^T$. Здесь $\tilde{x}(t) \in [0 \text{ м}; 20 \text{ м}]$ выбрано как случайное ступенчатое воздействие с равномерным законом распределения. Каждые 30 секунд (выбрано время, необходимое для завершения переходных процессов) значение $\tilde{x}(t)$ меняется. В результате получим переходные процессы системы, представленные на рис. 11.

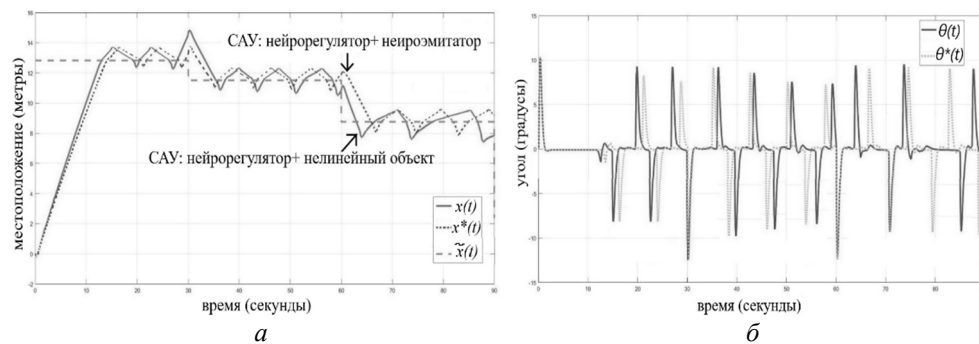


Рис. 11. Графики переходных процессов для САУ с нейроэмулятором и нелинейной моделью объекта:

a – по местоположению подвижного основания; b – по углу инверсного маятника

Fig. 11. Graphs of transients for ACS with a neuroemulator and with a nonlinear model of the object:

a is by the location of the movable base; b is by the angle of the inverse pendulum

Из полученных графиков переходных процессов можно сделать вывод, что полученная САУ способна управлять установкой, состоящей из нелинейных моделей объекта и привода. При этом возможности управления удалось расширить по сравнению с системами, использующими модальные регуляторы (2). Так, для модальных регуляторов возможности установки задания на перемещение мобильного основания лежали в пределах $\tilde{x}(t) \in [-3 \text{ м}; 3 \text{ м}]$, а в случае использования полученного нейрорегулятора возможности по обеспечению устойчивости системы выросли до $\tilde{x}(t) \in [-5 \text{ м}; 20 \text{ м}]$. Для поддержания равновесия инверсного маятника подвижное основание постоянно колеблется возле заданного значения. Эти колебания вызваны наличием люфта в системе привода.

ЗАКЛЮЧЕНИЕ

В рамках проведенной работы была синтезирована САУ для многоканальной системы, содержащей нелинейную модель объекта и привод с существенной нелинейностью типа «люфт». В качестве регуляторов выбран регулятор, содержащий в своем составе нейронную сеть. Архитектура такой нейронной сети и начальные значения ее весовых коэффициентов выбирались с учетом регуляторов, рассчитанных для линейного варианта модели объекта. Затем постепенным усложнением архитектуры нейронной сети регулятора удалось добиться возможности управления системой с нелинейной моделью объекта и приводом, содержащим нелинейность типа «люфт». Для формирования обучающей выборки выбран тип нейроуправления, использующий нейроэмулятор и нейрорегулятор. В результате удалось существенно увеличить диапазон возможных перемещений каретки с перевернутым маятником по сравнению с системой, использующей регуляторы, рассчитанные для линейной модели объекта. Результаты получены благодаря моделированию в пакете Simulink программного продукта Matlab.

СПИСОК ЛИТЕРАТУРЫ

1. Организация интеллектуальных систем управления на основе нейрорегуляторов / В.Ф. Гузик, В.А. Прилип, С.А. Черный, А.В. Шестаков // Инженерный вестник Дона. – 2018. – № 4 (51). – С. 189. – EDN: BEZKJY.
2. Аносов В.Н., Кавешников В.М., Саидов С.А. Синтез нейрорегулятора энергии в системе с комбинированной энергоустановкой // Известия Тульского государственного университета. Технические науки. – 2021. – № 4. – С. 201–205. – DOI: 10.24412/2071-6168-2021-4-201-205. – EDN: CNRXKF.
3. Феофилов С.В., Хапкин Д.Л. Применение рекуррентных нейронных сетей в замкнутых следящих системах с нелинейными объектами // Известия Тульского государственного университета. Технические науки. – 2021. – № 11. – С. 72–80. – DOI: 10.24412/2071-6168-2021-11-72-81. – EDN: FPYQAB.
4. Параметрическая оптимизация автоматической системы регулирования автоклава с двумя ПИД-нейрорегуляторами / М.П. Дунаев, И.В. Игумнов, Д.С. Киргин, Н.Н. Куцый // Вестник Иркутского государственного технического университета. – 2017. – Т. 21, № 4 (123). – С. 67–74. – DOI: 10.21285/1814-3520-2017-4-67-74. – EDN: YLJGP.
5. Neural systems for control / ed. by O. Omidvar, D.L. Elliott. – New York: Academic Press, 1997. – 272 p.
6. Valeev S., Kondratyeva N. Model-based architecture for control system design with application of SIMO neural network // 2021 International Russian Automation Conference (RusAutoCon),

- Sochi, Russian Federation, 2021. – IEEE, 2021. – P. 548–552. – DOI: 10.1109/RusAutoCon52004.2021.9537466.
7. Architecture growth of dynamic feedforward neural network based on the growth rate function / X. Zhang, T. Yang, L. Wang, S. Liu, J. Yan, Z. He // 2022 IEEE 11th Data Driven Control and Learning Systems Conference (DDCLS), Chengdu, China, 2022. – IEEE, 2022. – P. 1190–1195. – DOI: 10.1109/DDCLS55054.2022.9858492.
 8. Wang X., Li W., Qiao J. A weight initialization method for fuzzy neural network based on rule partition // 2021 33rd Chinese Control and Decision Conference (CCDC), Kunming, China, 2021. – IEEE, 2021. – P. 6449–6453. – DOI: 10.1109/CCDC52312.2021.9601986.
 9. Sai T.A., Lee H.-h. Weight initialization on neural network for neuro PID Controller: Case study // 2018 International Conference on Information and Communication Technology Robotics (ICT-ROBOT), Busan, Korea (South). – IEEE, 2018. – P. 1–4. – DOI: 10.1109/ICT-ROBOT.2018.8549904.
 10. Шипагин В.И. Нейросетевая реализация полиномиального метода синтеза регуляторов с детерминированным способом выбора архитектуры и инициализации весовых коэффициентов: дис. ... канд. техн. наук: 2.3.1. – Новосибирск, 2023. – 169 с.
 11. Jordan M.I., Rumelhart D.E. Forward models: Supervised learning with a distal teacher // Cognitive Science. – 1990. – Vol. 16. – P. 313–355.
 12. Widrow B., Smith F.W. Pattern-recognizing control systems // Proceedings of Computer and Information Sciences. – 1964. – Vol. 12. – P. 288–317.
 13. Ronco E. Incremental polynomial controller networks: Two self-organising non-linear controllers: Ph.D. Dissertation Thesis. – Glasgow, 1997. – 207 p.
 14. Дзюба Д.А., Чернодуб А.Н. Обзор методов нейроуправления // Проблемы программирования. – 2011. – № 2. – С. 79–94.
 15. Omatu S., Khalid M., Yusof R. Neuro-control and its applications. – London; New York: Springer, 1996. – 255 p.
 16. Воевода А.А., Шипагин В.И. Применение нейросетевого регулятора для многоканальной системы с нестационарными непараметрическими неопределенностями // III Международная конференция по нейронным сетям и нейротехнологиям (NeuroNT'2022): сборник докладов. – СПб., 2022. – С. 41–46.
 17. Ключев В.И. Теория электропривода. – М.: Энергоатомиздат, 1985. – 560 с.
 18. Башарин А.В., Новиков В.А., Соколовский Г.Г. Управление электроприводами. – М.: Энергоиздат, 1982. – 392 с.
 19. Phillips C.L., Harbor R.D. Feedback Control Systems. – Upper Saddle River, NJ: Prentice Hall, 2000.
 20. Воевода А.А., Шипагин В.И. Синтез нейросетевого регулятора управления нелинейной моделью перевернутого маятника на тележке // Научный вестник НГТУ. – 2020. – № 2–3 (79). – С. 25–36. – DOI: 10.17212/1814-1196-2020-2-3-25-36.
 21. Marquardt D. An algorithm for least-squares estimation of nonlinear parameters // SIAM Journal on Applied Mathematics. – 1963. – Vol. 11 (2). – P. 431–441.

Воевода Александр Александрович, доктор технических наук, профессор, профессор кафедры автоматизации Новосибирского государственного технического университета. Основное направление научных исследований – управление многоканальными объектами. Имеет более 300 публикаций. E-mail: ucit@ucit.ru

Шипагин Виктор Игоревич, кандидат технических наук, ассистент кафедры автоматизации Новосибирского государственного технического университета. В настоящее время специализируется в области синтеза систем управления техническими системами. E-mail: shipagin@mail.ru

Voevoda Aleksandr A., D.Sc. (Eng.) doctor of the technical sciences, professor, Automation Department, professor, Novosibirsk State Technical University. The main direction of his scientific research is the management of multi-channel objects. He has more than 300 publications. E-mail: ucit@ucit.ru

Shipagin Victor I., PhD (Eng.), assistant lecturer at the Department of Automation, Novosibirsk State Technical University. He currently specializes in the field of synthesis regulators for technical systems. E-mail: shipagin@mail.ru

Synthesis of a neurocontroller for a system containing an essentially nonlinear block*A.A. VOEVODA^a, V.I. SHIPAGIN^b

Novosibirsk State Technical University, 20 K. Marx Prospekt, Novosibirsk, 630073, Russian Federation

^a ucit@ucit.ru ^b shipagin@mail.ru**Abstract**

In some cases, in order to improve the quality indicators of the transients of the automatic control system, it is necessary to take into account in the model of the control object various mechanisms that drive the control object itself (DC motor, wheels, amplifier-converting devices). When calculating controllers by analytical methods, difficulties arise due to the presence of various kinds of irregularities in such systems, including "significant" ones ("backlash", "friction", etc.). In this case, the solution of this issue may be related to the use of artificial neural networks as part of the simulator. This paper shows the application of a neurofeedback scheme using a neuro-emulator and a neurocontroller. This allows you to form a training sample and train a neural network controller in the operating modes of the system that are beyond the control capabilities of a nonlinear model of the control object using a controller calculated by an analytical method. This scheme is considered as an addition to the algorithm of synthesis of neural network controllers with a deterministic way of choosing the architecture and weighting coefficients of a neural network using a scheme of imitating neural control. An example is given of improving the qualitative characteristics of the transients of a system by means of fine-tuning a neurocontroller for a nonlinear system "inverse pendulum on a movable base", taking into account the presence in the system of an inertial link containing a significant non-linearity of the "backlash" type. The purpose of the control was indicated, i.e. stabilization of the inverted pendulum in a vertical position and moving the mobile base to a set value. To achieve these goals, a neurocontrol scheme is used, which contains two neural networks: a neurocontroller (performs the function of forming a control effect on an object) and a neuroemulator (performs the function of simulating a model of the control object and is necessary to calculate the error back pass and adjust the weighting coefficients of the neurocontroller). As a result, it is possible to obtain an automatic control system capable of controlling the specified object.

Keywords: neuroemulator, neurocontroller, automatic control system, nonlinear control object, method of reverse error passing through a direct neuroemulator, scheme of imitating neurocontrol, significant nonlinearity, backlash

REFERENCES

1. Guzik V.F., Prilip V.A., Chymny S.A., Shestakov A.V. Organizatsiya intellektual'nykh sistem upravleniya na osnove neiroregulyatorov [Organization of intelligent control systems on the basis of neuroregulation]. *Inzhenernyi vestnik Dona = Engineering Journal of Don*, 2018, no. 4 (51), p. 189.
2. Anosov V.N., Kaveshnikov V.M., Saidov S.A. Sintez neiroregulyatora energii v sisteme s kombinirovannoi energoustanovkoi [Synthesis neuroregulator of energy in a system with a combined power plant]. *Izvestiya Tul'skogo gosudarstvennogo universiteta. Tekhnicheskie nauki = News of the Tula state university. Technical sciences*, 2021, no. 4, pp. 201–205. DOI: 10.24412/2071-6168-2021-4-201-205.
3. Feofilov S.V., Khapkin D.L. Primenenie rekurrentnykh neironnykh setei v zamknytykh sledyashchikh sistemakh s nelineinymi ob'ektami [Application of recurrent neural networks in closed tracking systems with nonlinear objects]. *Izvestiya Tul'skogo gosudarstvennogo universiteta. Tekhnicheskie nauki = News of the Tula state university. Technical sciences*, 2021, no. 11, pp. 72–80. DOI 10.24412/2071-6168-2021-11-72-81.
4. Dunaev M.P., Igumnov I.V., Kirgin D.S., Kutsyi N.N. Parametricheskaya optimizatsiya avtomaticheskoi sistemy regulirovaniya avtoklavom s dvumya PID-neiroregulyatorami [Parametric optimization of an autoclave automatic control system with two pid-neural regulators]. *Vestnik Irkutskogo gosudarstvennogo tekhnicheskogo universiteta = Bulletin of Irkutsk State Technical University*, 2017, vol. 21, no. 4 (123), pp. 67–74. DOI: 10.21285/1814-3520-2017-4-67-74.
5. Omidvar O., Elliott D.L., eds. *Neural systems for control*. New York, Academic Press, 1997. 272 p.

* Received 08 August 2024.

6. Valeev S., Kondratyeva N. Model-based architecture for control system design with application of SIMO neural network. *2021 International Russian Automation Conference (RusAutoCon)*, Sochi, Russian Federation, 2021. IEEE, 2021, pp. 548–552. DOI: 10.1109/RusAutoCon52004.2021.9537466.
7. Zhang X., Yang T., Wang L., Liu S., Yan J., He Z. Architecture growth of dynamic feedforward neural network based on the growth rate function. *2022 IEEE 11th Data Driven Control and Learning Systems Conference (DDCLS)*, Chengdu, China, 2022. IEEE, 2022, pp. 1190–1195. DOI: 10.1109/DDCLS55054.2022.9858492.
8. Wang X., Li W., Qiao J. A weight initialization method for fuzzy neural network based on rule partition. *2021 33rd Chinese Control and Decision Conference (CCDC)*, Kunming, China, 2021. IEEE, 2021, pp. 6449–6453. DOI: 10.1109/CCDC52312.2021.9601986.
9. Sai T.A., Lee H.-h. Weight initialization on neural network for neuro PID Controller: Case study. *2018 International Conference on Information and Communication Technology Robotics (ICT-ROBOT)*, Busan, Korea (South), 2018. IEEE, 2018, pp. 1–4. DOI: 10.1109/ICT-ROBOT.2018.8549904.
10. Shipagin V.I. *Neirosetevaya realizatsiya polinomial'nogo metoda sinteza regulyatorov s determinirovannym sposobom vybora arkhitektury i initsializatsii vesovykh koeffitsientov*. Diss. kand. tekhn. nauk [Neural network implementation of a polynomial method for synthesizing regulators with a deterministic method for selecting architecture and initializing weighting coefficients: PhD eng. sci. diss.]. Novosibirsk, 2023. 169 p.
11. Jordan M.I., Rumelhart D.E. Forward models: Supervised learning with a distal teacher. *Cognitive Science*, 1990, vol. 16, pp. 313–355.
12. Widrow B., Smith F.W. Pattern-recognizing control systems. *Proceedings of Computer and Information Sciences*, 1964, vol. 12, pp. 288–317.
13. Ronco E. *Incremental polynomial controller networks: Two self-organising non-linear controllers*. Ph.D. Disseration Thesis. Glasgow, 1997. 207 p.
14. Dziuba D.A., Chernodub A.N. Obzor metodov neiroupravleniya [Overview of neurocontrol methods]. *Problemy programmirovaniya = Problems in Programming*, 2011, no. 2, pp. 79–94.
15. Omatu S., Khalid M., Yusof R. *Neuro-control and its applications*. London, New York, Springer, 1996. 255 p.
16. Voevoda A.A., Shipagin V.I. [Application of a neural network controller for a multichannel system with nonstationary nonparametric uncertainties]. *III Mezhdunarodnaya konferentsiya po neironnym setyam i neirotekhnologiyam (NeuroNT'2022)* [III International Conference on Neural Networks and Neurotechnologies (NeuroNT'2022)]. Collection of reports. St. Petersburg, 2022, pp. 41–46. (In Russian).
17. Klyuchev V.I. *Teoriya elektropivoda* [Theory of electric drive]. Moscow, Energoatomizdat Publ., 1985. 560 p.
18. Basharin A.V., Novikov V.A., Sokolovskii G.G. *Upravlenie elektropivodami* [Control of electric drives]. Moscow, Energoizdat Publ., 1982. 392 p.
19. Phillips C.L., Harbor R.D. *Feedback Control Systems*. Upper Saddle River, NJ, Prentice Hall, 2000.
20. Voevoda A.A., Shipagin V.I. Sintez neirosetevogo regulyatora upravleniya nelineinoy model'yu perevernutogo mayatnika na teleshke [Synthesis of a neural network control regulator of a non-linear model of an inverted pendulum on a cart]. *Nauchnyi vestnik Novosibirskogo gosudarstvennogo tekhnicheskogo universiteta = Science bulletin of the Novosibirsk state technical university*, 2020, no. 2–3 (79), pp. 25–36. DOI: 10.17212/1814-1196-2020-2-3-25-36.
21. Marquardt D. An algorithm for least-squares estimation of nonlinear parameters. *SIAM Journal on Applied Mathematics*, 1963, vol. 11 (2), pp. 431–441.

Для цитирования:

Воевода А.А., Шипагин В.И. Синтез нейрорегулятора для системы, содержащей существенно нелинейный блок // Системы анализа и обработки данных. – 2024. – № 3 (95). – С. 25–38. – DOI: 10.17212/2782-2001-2024-3-25-38.

For citation:

Voevoda A.A., Shipagin V.I. Sintez neiroregulyatora dlya sistemy, sodержashchei sushche-stvenno nelineinyy blok [Synthesis of a neurocontroller for a system containing an essentially nonlinear block]. *Sistemy analiza i obrabotki dannykh = Analysis and Data Processing Systems*, 2024, no. 3 (95), pp. 25–38. DOI: 10.17212/2782-2001-2024-3-25-38.