



Методика разработки нейросетевых моделей регуляторов управления техническим объектом

Л.Ю. Емалетдинова, А.Н. Кабирова, А.С. Катасев

*Казанский национальный исследовательский технический университет им. А.Н.
Туполева*

Аннотация: В статье описывается методика разработки нейросетевых моделей регуляторов управления техническим объектом, аппроксимирующих зависимость между управляющим воздействием и отклонением состояния объекта от задающего воздействия, его скорости и ускорения. Рассматривается применение методики для управления температурой водонагревателя водяной ванны. Технический объект описывается дифференциальным уравнением второго порядка и имеет гладкое монотонное поведение.

Ключевые слова: технический объект, водяная ванна, водонагреватель, нейрорегулятор, управление, поведение объекта, модель, нейронная сеть, обучающая выборка, персептрон.

Введение

В настоящее время нейроуправление используется в управлении сложными объектами авиационной, космической, химической, нефтегазодобывающей, электронной, медицинской промышленности, в системах управления движением роботов и во многих других отраслях. Например, в работе [1] нейросетевая модель регулятора применяется в системе автоматического управления углом крена беспилотного летательного аппарата, в [2] предлагается подход адаптивного управления на основе нейронной сети для стабилизации воздушного зазора нелинейного транспортного средства на магнитной подвеске, в работе [3] описывается применение нейросетевого управления реабилитационным роботом, в [4] рассматривается задача создания нейросетевой системы автоматического управления процессом уплотнения для асфальтоукладчиков, а в работе [5] нейронная сеть используется в управлении робототехническим комплексом при проведении аварийно-спасательных операций в экстремальных условиях.

Нейроуправление в большинстве случаев использует нейронную сеть прямого распространения – персептрон, который является аппроксиматором

зависимости выхода объекта от входа. При этом нейронная сеть используется в задачах нейроуправления или как нейроэмулятор динамического объекта, или же как нейросетевая модель регулятора.

Структура нейросети и значения весов межнейронных связей существенным образом влияет на функционирование нейросетевой модели регулятора. Кроме того, важна оценка его обобщающей способности. Аппроксимирующая способность нейросетевой модели зависит от состава и объема обучающей выборки, формирование которой требует проведения большого числа экспериментов.

В работах [6,7] предложен и апробирован метод построения обучающей выборки для нейросетевого моделирования регулятора в случае одномерного управления динамическим объектом с монотонным поведением, основанный на знании требуемого количества известных поведений объекта, их дискретизации, объединении и нормализации, что позволяет избежать проведения трудоемких экспериментальных исследований для ее формирования. Также в данных работах рассматривается метод построения нейросетевых моделей регуляторов на основе последовательного наращивания числа слоев и нейронов, который использует этапы валидации модели в среде визуального моделирования системы автоматического управления Simulink (Matlab) и анализа выполнения объектом поведения при задающих воздействиях, не участвующих в обучающей и тестирующей выборках, что позволяет оценивать обобщающие способности нейросетевых моделей регуляторов.

Методика разработки нейросетевых моделей

Методика разработки нейросетевых моделей регуляторов для объектов с гладким монотонным поведением состоит из следующих этапов:

1. Рассмотреть математическую модель динамического объекта управления, описывающую зависимость выхода объекта $y(t)$ и управления $u(t)$: $\varphi(y(t), u(t)) = 0$.

2. Задать задающее воздействие - максимальное значение $r^{\max}(t)$, которое должен достигнуть выход объекта, а для значения $r^{\max}(t)$ - l требуемых поведений объекта $y_k(t)$ с различным начальным состоянием $y_k(0) = (k-1) \cdot \frac{r^{\max}(t)}{l} \in [0; r^{\max}(t))$, $k = \overline{1, l}$.

3. Сформировать обучающую выборку, обладающую полнотой и равномерностью покрытия области аппроксимации. Для ее построения осуществляется дискретизация l известных требуемых поведений объекта $y_k(t)$ с шагом h . В результате дискретизации каждого из поведений строится множество вида: $\{(\varepsilon_k(t_i), \dot{\varepsilon}_k(t_i), \ddot{\varepsilon}_k(t_i), u_k(t_i))\}$, $i = \overline{0, q}$, (1)

где, $\varepsilon_k(t_i) = r(t_i) - y_k(t_i)$, $\dot{\varepsilon}_k(t_i) = \frac{\varepsilon_k(t_i) - \varepsilon_k(t_{i-1})}{h}$, $\ddot{\varepsilon}_k(t_i) = \frac{\dot{\varepsilon}_k(t_i) - \dot{\varepsilon}_k(t_{i-1})}{h}$, а значение $u_k(t_i)$ - вычисляется с помощью математической модели объекта.

Полученные l множества вида (1) объединяются в обучающую выборку:

$\{(\varepsilon_j, \dot{\varepsilon}_j, \ddot{\varepsilon}_j, u_j)\}$, $j = \overline{1, v}$, где $v = (q+1) \cdot l$ - размер объединенной выборки, j - индекс элемента объединенной выборки. Далее полученная объединенная выборка нормализуется на интервале $[0, 1]$, затем разделяется на обучающую (80%) и тестирующую (20%) части.

4. Формируется структура нейросети - персептрона: входом нейронной сети является вектор $(\varepsilon, \dot{\varepsilon}, \ddot{\varepsilon})$, выходом - управление u . На начальном этапе количество скрытых слоев устанавливается равным двум. Начальное число нейронов в слоях выбирается одинаковым и определяется

из равенства: $N_x \cdot a_1 + \sum_{i=1}^{s-1} a_i \cdot a_{i-1} + a_s \cdot 1 = N_w$, где N_w - необходимое число синаптических связей, выбранное из интервала, вычисляемого по формуле [8]:

$$(N_y \cdot Q) / (1 + \log_2(Q)) \leq N_w \leq N_y \cdot ((Q / N_x) + 1) \cdot (N_x + N_y + 1) + N_y$$

где, N_x и N_y - размерности входа и выхода; Q - число элементов множества обучающих примеров.

5. Осуществляется имитационное моделирование в среде Simulink с использованием модели системы автоматического управления с последовательным наращиванием числа слоев и нейронов и проверкой выполнения критериев качества управления: 1) отсутствия перерегулирования; 2) обеспечения заданной величины статической ошибки e_0 в установившемся режиме работы динамического объекта; 3) обеспечения заданного времени T_e установления требуемого выхода с погрешностью e_0 [9].

Исследования по применению методики

Рассмотрим применение методики разработки нейросетевых моделей регуляторов на примере управления изменением температуры водонагревателя водяной ванны.

Пусть известны:

1. Модель управления объектом описывает монотонное гладкое изменение температуры водонагревателя в водяной ванне [10]:

$$y(t+1) = a(T)y(t) + \frac{b(T)}{1 + e^{0.5y(t)-40}} u(t) + (1 - a(T))Y_0. \quad (2)$$

Здесь t – дискретное целочисленное время; T – интервал квантования равный 30 с; Y_0 - комнатная температура (по умолчанию берется равной

$25^{\circ}C$); $y(t)$ – выход объекта (температура водонагревателя); $a(T) = e^{-\alpha T}$,
 $b(T) = \frac{\beta}{\alpha}(1 - e^{-\alpha T})$, где $\alpha = 1,00151 \cdot 10^{-4}$, $\beta = 8,67973 \cdot 10^{-3}$.

2. Задающие воздействия $r_k(t), k = \overline{1,5}$ и соответствующие требуемые изменения температуры водонагревателя $y_k(t), k = \overline{1,5}$ при $r_k(t) \geq y_k(t)$ (рис. 1).

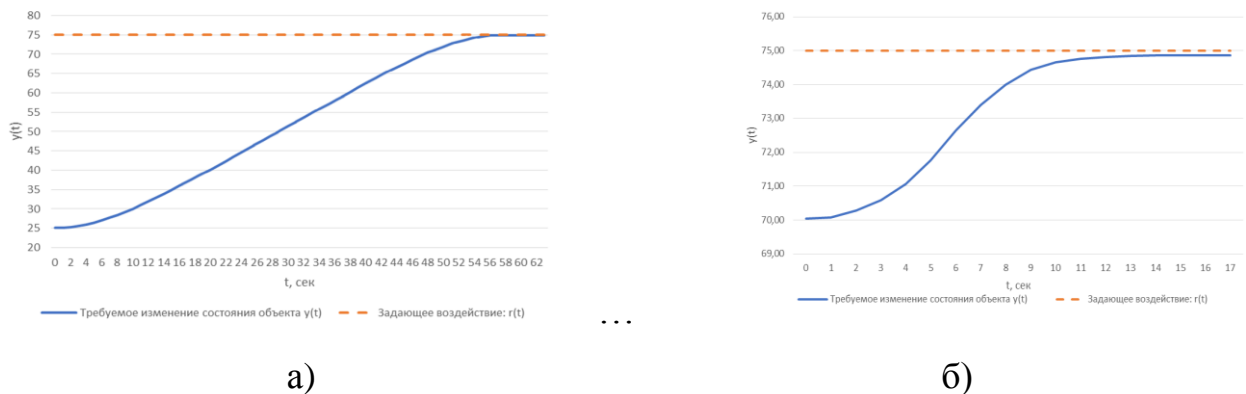


Рис. 1. – Задающие воздействия $r(t)$ и требуемые изменения температуры водонагревателя $y(t)$ при: а) $r(t) = 75^{\circ}$, $y(0) = 25^{\circ}$; б) $r(t) = 75^{\circ}$, $y(0) = 70^{\circ}$

3. Задающие воздействия $r_k(t), k = \overline{1,5}$ и соответствующие требуемые изменения температуры водонагревателя $y_k(t), k = \overline{1,5}$ при $r_k(t) \leq y_k(t)$ (рис. 2).

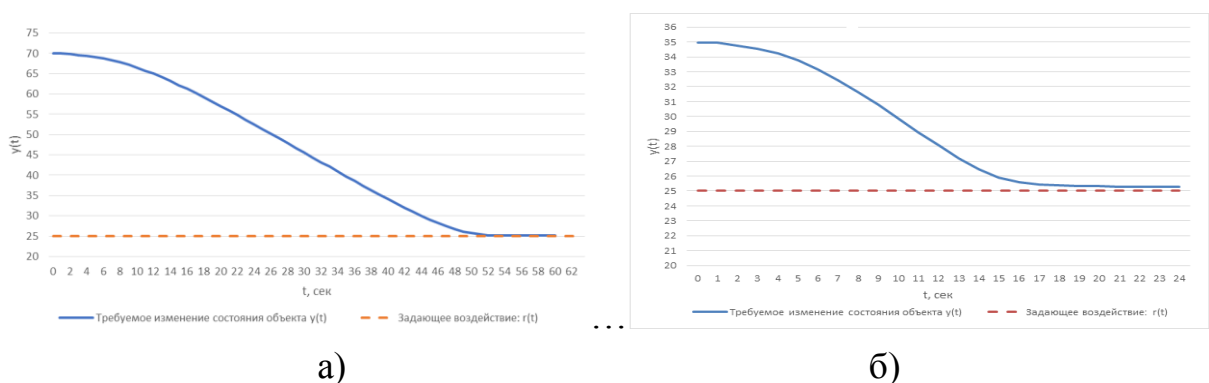


Рис. 2. – Задающие воздействия $r(t)$ и требуемые изменения температуры водонагревателя $y(t)$ при: а) $r(t) = 25^{\circ}$, $y(0) = 75^{\circ}$; б) $r(t) = 25^{\circ}$, $y(0) = 35^{\circ}$

Требуется: построить нейростевые модели регуляторов, удовлетворяющие критериям качества 1) – 3) и аппроксимирующие зависимость:

$$u(t_i) = \gamma(\varepsilon(t_i), \dot{\varepsilon}(t_i), \ddot{\varepsilon}(t_i)), \quad (3)$$

$$\text{где, } \varepsilon(t_i) = r(t_i) - y(t_i), \quad \dot{\varepsilon}(t_i) = \frac{\varepsilon(t_i) - \varepsilon(t_{i-1})}{h}, \quad \ddot{\varepsilon}(t_i) = \frac{\dot{\varepsilon}(t_i) - \dot{\varepsilon}(t_{i-1})}{h}, \quad (4)$$

h – шаг дискретизации, $\varepsilon(t_i)$ – отклонение изменения состояния объекта от задающего воздействия, а $\dot{\varepsilon}(t_i)$, $\ddot{\varepsilon}(t_i)$ – первая и вторая производные отклонения, соответственно, $r(t_i)$ – задающее воздействие.

Модель управления температурой водонагревателя в конечно-разностном виде описывается следующим уравнением:

$$y(t_{i+1}) = 0,9969 \cdot y(t_i) + \frac{0,268}{1 + e^{0,5y(t_i)-40}} u(t_i) + 0,0775. \quad (5)$$

Сформируем обучающую $\{\varepsilon_j, \dot{\varepsilon}_j, \ddot{\varepsilon}_j, u_j\}$ выборку для областей изменения температуры при $r_k(t) \geq y_k(t)$ и $r_k(t) \leq y_k(t)$. Для этого, используя известные требуемые монотонные гладкие изменения температуры водонагревателя (рис.1-2) и формулы (4), определяем значения: $\varepsilon_j, \dot{\varepsilon}_j, \ddot{\varepsilon}_j$, а значение управления u_j определяем из (5). Согласно методике, выборка была нормализована на интервале $[0,1]$ и разделена на обучающую (80%) и тестовую (20%) части.

На основе выборки данных были разработаны нейросетевые модели регуляторов в среде программирования Python. Обе нейросетевые модели регуляторов содержат входной (переменные $\varepsilon_j, \dot{\varepsilon}_j, \ddot{\varepsilon}_j$), 1 скрытый и выходной (переменная u_j) слои. Скрытый слой содержит 11 нейронов.

Для проверки аппроксимирующих и обобщающих способностей нейросетевых моделей была разработана имитационная модель системы

автоматического управления в среде программирования Python, схема которой представлена на рис. 3.

Результаты работы нейросетевых моделей регуляторов для задающих воздействий и начальных состояний объекта, не участвующих в обучении представлены на рис. 4.

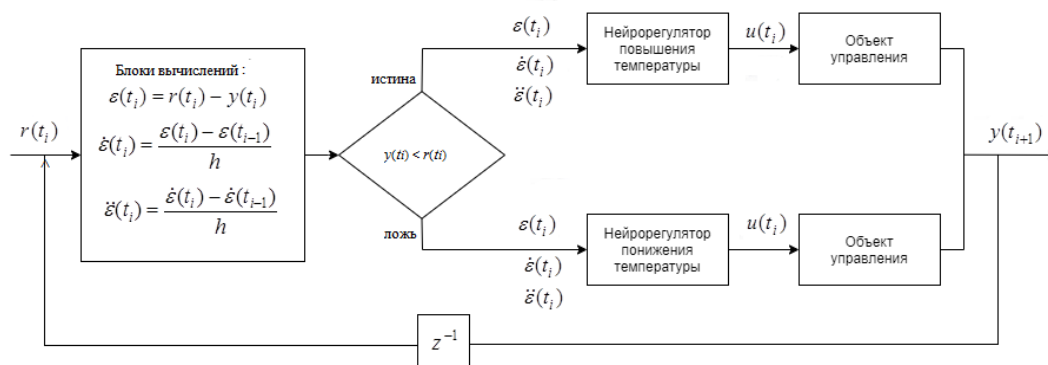


Рис. 3. – Схема модели системы автоматического управления изменением температуры водонагревателя на основе нейросетевых моделей регуляторов, блок задержки сигнала на 1 расчетный шаг

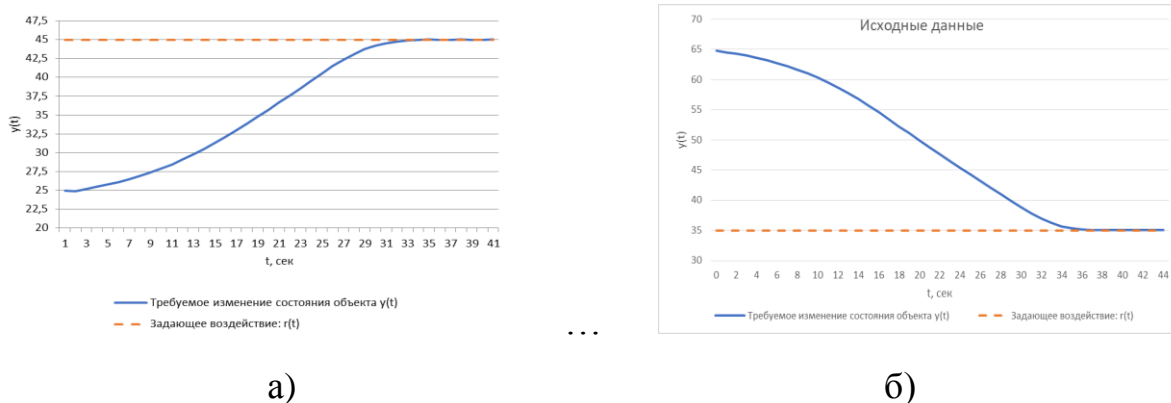


Рис. 4. – Изменение температуры водонагревателя при:

а) $r(t) = 45^\circ, y(0) = 25^\circ$; б) $r(t) = 35^\circ, y(0) = 65^\circ$

Выводы

Апробация и анализ аппроксимирующих и обобщающих способностей нейросетевых моделей регуляторов, разработанных в соответствии с предлагаемой методикой, показали целесообразность их применения в

управлении изменением состояния технических объектов с гладким монотонным поведением.

Литература

1. Emaletdinova L.U., Kabirova A.N. Development of neural network model of regulator for automatic control system of technical object in absence of mathematical model of object // Proceedings 2018 International Conference on Industrial Engineering, Applications and Manufacturing (ICIEAM). 2018. pp. 1-5.

2. Sun Y., Xu J., Lin G., Sun N. Adaptive neural network control for maglev vehicle systems with time-varying mass and external disturbance // Neural computing and applications. 2023. pp. 12361-12372.

3. He W., Ge S.S., Li Y., Chew E., Ng Y.S. Neural network control of a rehabilitation robot by state and output feedback // Journal of intelligent and robotic systems. 2015. pp. 15-31.

4. Прокопьев А.П., Набижанов Ж.И. Нейросетевая система управления процессом уплотнения дорожных материалов асфальтоукладчиками // Инженерный вестник Дона, 2021, №10. URL: ivdon.ru/ru/magazine/archive/n10y2021/7235

5. Царькова Е.Г. Математическая модель искусственной нейронной сети для управления робототехническим комплексом в экстремальных условиях // Инженерный вестник Дона, 2022, №11. URL: ivdon.ru/ru/magazine/archive/n11y2022/8026

6. Емалетдинова Л.Ю., Матвеев И.В., Кабирова А.Н. Метод построения нейрорегулятора для системы автоматического одномерного управления техническим объектом // Известия вузов. Авиационная техника. 2015. №2. С. 87-92.

7. Емалетдинова Л.Ю., Кабирова А.Н. Методы построения нейросетевых моделей регуляторов для управления динамическим объектом с гладким

монотонным поведением // Известия вузов. Авиационная техника. 2019. №2. С. 40-48.

8. Круглов В.В., Борисов В.В. Искусственные нейронные сети. Теория и практика. 2-е изд., стереотип. Москва: Горячая линия Телеком, 2002. 382 с.: ил.

9. Борисевич А. Теория автоматического управления. Москва, 2011. 200 с.

10. Омату С., Халид М., Юсоф Р. Нейроуправление и его приложения. Москва: ИПРЖР, 2000. 272 с.

References

1. Emaletdinova L.U., Kabirova A.N. Proceedings 2018. International Conference on Industrial Engineering, Applications and Manufacturing (ICIEAM). 2018. pp. 1-5.

2. Sun Y., Xu J., Lin G., Sun N. Neural computing and applications. 2023. pp. 12361-12372.

3. He W., Ge S.S., Li Y., Chew E., Ng Y.S. Journal of intelligent and robotic systems. 2015. pp. 15-31.

4. Prokop'ev A.P., Nabizhanov Zh.I. Inzhenernyj vestnik Dona, 2021, №10. URL: ivdon.ru/ru/magazine/archive/n10y2021/7235

5. Car'kova E.G. Inzhenernyj vestnik Dona, 2022, №11. URL: ivdon.ru/ru/magazine/archive/n11y2022/8026

6. Emaletdinova L.Ju., Matveev I.V., Kabirova A.N. Izvestija vuzov. Aviacionnaja tehnika. 2015. №2. pp. 87-92.

7. Emaletdinova L.Ju., Kabirova A.N. Izvestija vuzov. Aviacionnaja tehnika. 2019. №2. pp. 40-48.

8. Kruglov V.V., Borisov V.V. Iskusstvennye nejronnye seti. Teorija i praktika [Artificial neural networks. Theory and practice]. 2-е изд., стереотип. Москва: Gorjachaja linija Telekom, 2002. 382 p.



9. Borisevich A. Teorija avtomaticheskogo upravlenija [Theory of automatic control]. Moskva, 2011. 200 p.
10. Omatu S., Halid M., Jusof R. Nejroupravlenie i ego prilozhenija [Neural control and its applications]. Moskva: IPRZhR, 2000. 272 p.