

Синтез нейросетевого управления в скользящем режиме системой вентиляции и кондиционирования воздуха

М. Д. Нгуен✉, М. П. Белов, А. М. Белов

Санкт-Петербургский государственный электротехнический
университет «ЛЭТИ» им. В. И. Ульянова (Ленина), Санкт-Петербург, Россия

✉ haduna.hv@gmail.com

Аннотация. Предложен метод синтеза нейросетевого регулятора в скользящем режиме для управления системой кондиционирования воздуха. Регулятор синтезирован на основе методов управления в скользящем режиме и функций Ляпунова. Для повышения точности управления при вариации параметров объекта и наличии внешних возмущений коэффициент усиления регулятора настраивается с помощью нейронной сети. Алгоритм обучения весов сети основан на методе скоростного градиента. Устойчивость замкнутой системы управления с предлагаемым регулятором исследуется методом функций Ляпунова. Для исследования эффективности разработанного регулятора в статье представлено сравнение его характеристик с другими методами управления в среде программного пакета MatLab/Simulink. Проведенное моделирование позволяет обосновать выбор оптимального метода управления реальными системами.

Ключевые слова: система вентиляции и кондиционирования воздуха, нейросетевой регулятор в скользящем режиме, функция Ляпунова, метод скоростного градиента, MatLab/Simulink

Для цитирования: Нгуен М. Д., Белов М. П., Белов А. М. Синтез нейросетевого управления в скользящем режиме системой вентиляции и кондиционирования воздуха // Изв. СПбГЭТУ «ЛЭТИ». 2026. Т. 19, № 6. С. 97–103. doi: 10.32603/2071-8985-2026-19-6-97-103.

Конфликт интересов. Авторы заявляют об отсутствии конфликта интересов.

Original article

Synthesis of Neural Network Control in the Sliding Mode of the Ventilation and Air Conditioning System

M. D. Nguyen✉, M. P. Belov, A. M. Belov

Saint Petersburg Electrotechnical University, Saint Petersburg, Russia

✉ haduna.hv@gmail.com

Abstract. A method for synthesizing a sliding-mode neural network regulator for controlling an air conditioning system is proposed. The regulator is synthesized on the basis of sliding mode control methods and Lyapunov functions. To increase control accuracy under varying plant parameters and in the presence of external disturbances, the gain of the regulator is adjusted using a neural network. The algorithm for learning network weights is based on the velocity gradient method. The stability of a closed-loop control system with the proposed regulator is investigated by the Lyapunov function method. To evaluate the effectiveness of the developed regulator, the article compares its characteristics with other control methods in the computing program package MatLab/Simulink. The conducted modeling makes it possible to justify the choice of the optimal control method for real systems.

Keywords: ventilation and air conditioning systems, sliding-mode neural network regulator, Lyapunov function, velocity gradient method, MatLab/Simulink

For citation: Nguyen M. D., Belov M. P., Belov A. M. Synthesis of Neural Network Control in the Sliding Mode of the Ventilation and Air Conditioning System // LETI Transactions on Electrical Engineering & Computer Science. 2026. Vol. 19, no. 6. P. 97–103. doi: 10.32603/2071-8985-2026-19-6-97-103.

Conflict of interests. The authors declare no conflicts of interests.

Введение. Система вентиляции и кондиционирования воздуха – это «сердце» здания, обеспечивающее комфортную, безопасную и здоровую внутреннюю среду за счет регулирования температуры и влажности; фильтрации пыли и бактерий; подачи свежего воздуха и удаления токсичных газов (таких, как CO_2 и запахи), а также поддержки вентиляции и пожарной безопасности, повышения эффективности работы, защиты здоровья пользователей и сохранения стоимости здания. Однако эта система потребляет огромное количество энергии, которое может составлять более 60 % от общего потребления электроэнергии в жилых домах и до 75 % в коммерческих центрах, в основном из-за неоптимального проектирования и эксплуатации; удельное потребление зависит от мощности (например, 1 л. с. (~746 Вт) потребляет в среднем 0.746 кВт · ч, но может быть выше) и настроек температуры (более низкие температуры потребляют больше электроэнергии). Оптимизация системы управления может привести к значительной экономии энергии.

Система вентиляции и кондиционирования воздуха представляет собой нелинейную динамическую систему со многими входами и многими выходами. Процесс одновременного управления устройствами для поддержания стабильности температуры и влажности – сложная задача, особенно при воздействии внешних факторов окружающей среды, внутренних изменений или изменений параметров модели.

Прежудыщие методы исследований – нечеткое управление [1], робастное управление [2], управление в скользящем режиме [3], адаптивное робастное управление [4] – значительно улучшили производительность системы. Однако по-прежнему требуется регулятор, более устойчивый к возмущениям и адаптируемый к неопределенным параметрам модели. В данной статье представлен синтез управления в скользящем режиме с использованием нейронной сети для улучшения характеристик системы при влиянии возмущений и изменений параметров модели. Результаты сравнения с различными регуляторами, примененными к одному управляемому объекту, были рассчитаны с использованием вычислительного инструмента MatLab/Simulink.

2. Синтез нейросетевого управления в скользящем режиме.

2.1. Математическая модель объекта управления и традиционное управление в скользящем режиме. Как было показано в [3], уравнение, представляющее объект управления, показано следующим образом:

$$\begin{cases} \dot{x}_1 = a_1 x_1 + a_2 (a_3 - x_1) u_2 + f_1; \\ \dot{x}_2 = (a_4 + a_5 x_2) u_2 + f_2; \\ \dot{y}_1 = a_6 y_1 + a_7 (x_1 - y_1) u_2 + a_8 u_1 + f_3; \\ \dot{y}_2 = a_9 y_2 + a_7 (x_2 - y_2) u_2 + f_4, \end{cases}$$

где x_1, x_2 – переменные состояния; u_1, u_2 – входные состояния; y_1, y_2 – выходные состояния; $a_1, a_2, a_3, a_4, a_5, a_6, a_7, a_8, a_9$ – коэффициенты параметров управления объекта; f_1, f_2, f_3, f_4 – составляющие помех, влияющий на объект.

Закон управления в скользящем режиме также было описано следующей общей системой уравнений:

$$\begin{cases} u_1 = \frac{-a_6 y_1 + \dot{y}_{1s} - K_1 e_1 - \beta_1 \text{tg}(e_1) - a_7 (x_1 - y_1) u_2}{a_8}; \\ u_2 = \frac{-a_9 y_2 + \dot{y}_{2s} - K_2 e_2 - \beta_2 \text{tg}(e_2)}{a_7 (x_2 - y_2)}; \\ \dot{e}_1 = -K_1 e_1 - \beta_1 \text{tg}(e_1) f_3; \\ e_2 = -K_2 e_2 - \beta_2 \text{tg}(e_2) + f_4, \end{cases} \quad (1)$$

где y_{1s}, y_{2s} – начальные заданные значения; K_1, β_1 – положительные числа, чтобы удовлетворить условию: $K_1 > 0$ и $\beta_1 > |f_{3\max}| > 0$, где $f_{3\max}$ – максимальное значение f_3 ; K_2, β_2 – положительные числа, чтобы удовлетворить условию: $K_2 > 0$ и $\beta_2 > |f_{4\max}| > 0$, где $f_{4\max}$ – максимальное значение f_4 .

При выполнении этих условий ошибки слежения стремятся к нулю: $e_1, e_2 \rightarrow 0$. Хотя данный регулятор обладает робастностью, заранее предсказать вариации параметров объекта или внешние возмущения часто невозможно. Это затрудня-

ет точный выбор параметров β_1 и β_2 в соответствии с приведенными условиями, что, в свою очередь, может привести к снижению качества управления или потере устойчивости. Для решения указанной проблемы предлагается использовать нейронную сеть для автоматической настройки параметров β_1 и β_2 .

2.2. Нейросетевое управления в скользящем режиме.

Модель нейронной сети. Для настройки параметров β_1, β_2 используется нейронная сеть радиальной базисной функции (RBF – Radial Basis Function). Структура радиально-базисной нейронной сети показана на рис. 1 [5].

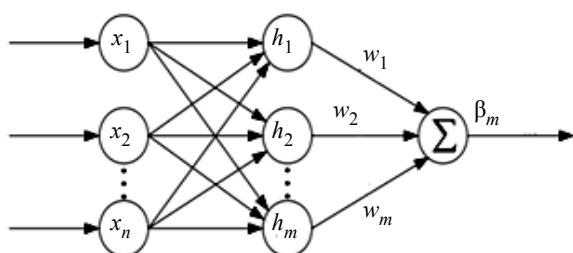


Рис. 1. Структура RBF-нейронных сетей
Fig. 1. Structure of RBF neural networks

Общая нейронная сеть RBF представляет собой полностью связанную сеть с тремя уровнями. Это тип нейронных сетей с одним скрытым слоем, использующих радиальные базисные функции (например, гауссовы) для обработки нелинейных данных. Они способны к быстрому обучению, обеспечивают хорошую аппроксимацию функций даже при небольших наборах данных и эффективны в моделировании сложных систем и адаптивном управлении. Их структура проста и состоит из скрытого и выходного слоев, а принцип работы основан на расстоянии до центроидов. Производительность от входного до скрытого уровня позволяет решить задачу классификации, разделив все входное пространство на несколько подпространств в форме гиперэллипсоида.

Основные характеристики сети RBF включают:

- простая структура: один скрытый слой, облегчающий проектирование и обучение;
- быстрое обучение: требуется меньше итераций для сходимости;
- эффективная обработка нелинейности: использование радиальных функций для разделения данных;
- пригодность для небольших наборов данных: демонстрирует хорошие результаты даже при ограниченном объеме обучающих данных;

– хорошая аппроксимация: способность аппроксимировать любую нелинейную функцию с заданной точностью.

Таким образом, это мощный и эффективный инструмент для решения многих задач, особенно тех, которые требуют быстрого изучения и обработки сложных нелинейных данных.

Предполагая, что $\mathbf{X} = [x_1 \ x_2 \ \dots \ x_n]^T$ – входной вектор нейронной сети, n – количество нейронов входного слоя; радиальный базисный вектор сети $\mathbf{h} = [h_1 \ h_2 \ \dots \ h_m]^T$. Здесь h_j – базисная функция гауссова типа, может быть описана следующим образом:

$$h_j = \exp\left\{-\|X - c_j\|^2 / (2b_j^2)\right\}, \quad j = 1, 2, \dots, m,$$

где $\mathbf{c}_j = [c_{j1} \ c_{j2} \ \dots \ c_{jn}]$ – центральный вектор узла j , m – количество нейронов скрытого слоя.

Предположим, что радиальный базисный вектор ширины сети задан следующим образом:

$\mathbf{V} = [b_1 \ b_2 \ \dots \ b_m]^T$, где b_j – ширина радиального основания узла j , $j > 0$. Весовой вектор может быть записан как

$$\mathbf{W} = [w_1 \ w_2 \ \dots \ w_m]^T.$$

Следовательно, выходные данные нейронной сети могут быть записаны следующим образом:

$$\beta_m(t) = w_1 h_1 + w_2 h_2 + \dots + w_m h_m = \mathbf{W}_m^T \mathbf{h}_m. \quad (2)$$

Целевая функция нейронной сети RBF определяется следующим образом:

$$E = \frac{1}{2} [\beta(t) - \beta_m(t)]^2.$$

Синтез управления. Задача сводится к настройке значений β_1, β_2 таким образом, чтобы ошибки слежения стремились к нулю: $e_1, e_2 \rightarrow 0$.

Из системы уравнений (2) выберем условие скольжения:

$$u_2 = \frac{-a_9 y_2 + \dot{y}_{2s} - K_2 e_2 - \beta_2 \text{sign}(e_2)}{a_7 (x_2 - y_2)}. \quad (3)$$

Из (2) имеем

$$\beta_2 = \mathbf{W}_2^T \mathbf{h}_2,$$

где

$$\mathbf{W}_2 = [W_{12} \quad W_{22} \quad \dots \quad W_{m2}]^T,$$

$$\mathbf{h}_2 = [h_{12} \quad h_{22} \quad \dots \quad h_{m2}]^T.$$

Отсюда, уравнение (3) переписывается следующим образом:

$$u_2 = \frac{-a_9 y_2 + \dot{y}_{2s} - K_2 e_2 - (\mathbf{W}_2^T \mathbf{h}_2) \text{sign}(e_2)}{a_7 (x_2 - y_2)}. \quad (4)$$

Также из системы уравнений (1) выберем условие

$$\begin{aligned} \dot{e}_2 &= -K_2 e_2 - \beta_2 \text{sign}(e_2) + f_4 = \\ &= -K_2 e_2 - (\mathbf{W}_2^T \mathbf{h}_2) \text{sign}(e_2) + f_4. \end{aligned}$$

Для обучения весов нейронной сети используется алгоритм скоростного градиента [6].

При описании неравновесной системы, как упоминалось, набор макроскопических переменных всегда неполон, а корреляционные функции неизвестны. Ситуация еще более усугубляется тем фактом, что большинство параметров системы, по сути, неизмеримы. Применительно к теории управления это означает, что синтез управления должен выполняться в условиях значительной неопределенности. Поэтому адаптивные методы управления играют особую роль, к ним относится и метод скоростного градиента.

Это метод тесно связан с понятием функции Ляпунова – функции состояния системы, которая уменьшается вдоль ее траектории. Функция Ляпунова представляет собой абстрактную аналогию физических величин, например энергии и энтропии. Важно отметить, что функция Ляпунова может быть использована не только для системного анализа, но и для системного синтеза, т. е. для решения обратных задач. В частности, окончательный вид алгоритма скоростного градиента получается при использовании самой целевой функции в качестве функции Ляпунова. Его дифференциальная форма соответствует выбору функции Ляпунова с использованием «идеального управления».

Задача сводится к тому, чтобы найти \mathbf{W}_2 (или β_2) таким, чтобы $e_2 \rightarrow 0$. Используя метод функции Ляпунова для $V_2 = \frac{e_2^2}{2} > 0$ (целевая функция) с производными \dot{V}_2 , найдем \dot{V}_2 и обновим управляющий параметр так, чтобы \dot{V}_2 уменьшился до значения $\dot{V}_2 < 0$. При $\dot{V}_2 < 0$ ошибка стремится к нулю, $e_2 \rightarrow 0$.

Целевая функция

$$\begin{aligned} Q_2 &= \dot{V}_2 = e_2 \dot{e}_2 = \\ &= e_2 \left[-K_2 e_2 - (\mathbf{W}_2^T \mathbf{h}_2) \text{sign}(e_2) + f_4 \right]. \end{aligned}$$

$$\text{Имеем } \frac{\partial Q_2}{\partial \mathbf{W}_2} = -e_2 \mathbf{h}_2 \text{sign}(e_2) = -h_2 |e_2|.$$

Используя метод скоростного градиента, алгоритм обучения весов задают следующим образом:

$$\dot{W}_2 = -\alpha_2 \frac{\partial Q_2}{\partial \mathbf{W}_2} = \alpha_2 \mathbf{h}_2 |e_2|, \quad (5)$$

где α_2 – скорость обучения.

В итоге, из уравнений (4), (5) получаем следующую систему уравнений:

$$\begin{cases} u_2 = \frac{-a_9 y_2 + \dot{y}_{2s} - K_2 e_2 - (\mathbf{W}_2^T \mathbf{h}_2) \text{sign}(e_2)}{a_7 (x_2 - y_2)}, \\ \dot{W}_2 = \alpha_2 \mathbf{h}_2 |e_2|. \end{cases} \quad (6)$$

Аналогично для определения u_1 из системы уравнений (1) выберем условие скольжения:

$$u_1 = \frac{-a_6 y_1 + \dot{y}_{1s} - K_1 e_1 - \beta_1 \text{sign}(e_1) - a_7 (x_1 - y_1) u_2}{a_8}.$$

Из уравнений (2) имеем $\beta_1 = \mathbf{W}_1^T \mathbf{h}_1$, где

$$\begin{aligned} \mathbf{W}_1 &= [W_{11} \quad W_{21} \quad \dots \quad W_{m1}]^T, \\ \mathbf{h}_1 &= [h_{11} \quad h_{21} \quad \dots \quad h_{m1}]^T. \end{aligned}$$

Отсюда, уравнение (1) переписывается следующим образом:

$$\begin{aligned} u_1 &= [-a_6 y_1 + \dot{y}_{1s} - K_1 e_1 - \\ &- (\mathbf{W}_1^T \mathbf{h}_1) \text{sign}(e_1) - a_7 (x_1 - y_1) u_2] / a_8. \end{aligned} \quad (7)$$

Также из системы уравнений (1) выберем условие скольжения:

$$\begin{aligned} \dot{e}_1 &= -K_1 e_1 - \beta_1 \text{sign}(e_1) + f_3 = \\ &= -K_1 e_1 - (\mathbf{W}_1^T \mathbf{h}_1) \text{sign}(e_1) + f_3. \end{aligned}$$

Мы также используем метод скоростного градиента, чтобы найти \mathbf{W}_1 (или β_1) таким, чтобы $e_1 \rightarrow 0$. Используя метод функции Ляпунова для $V_1 = \frac{e_1^2}{2} > 0$ с производными \dot{V}_1 , найдем \dot{V}_1 и обновим управляющий параметр так, чтобы \dot{V}_1 уменьшился до значения $\dot{V}_1 < 0$. При $\dot{V}_1 < 0$ ошибка стремится к нулю $e_1 \rightarrow 0$.

Целевая функция

$$Q_1 = \dot{V}_1 = e_1 \dot{e}_1 = e_1 [-K_1 e_1 - (\mathbf{W}_1^T \mathbf{h}_1) \text{sign}(e_1) + f_3].$$

Имеем $\frac{\partial Q_1}{\partial \mathbf{W}_1} = -e_1 \mathbf{h}_1 \text{sign}(e_1) = -\mathbf{h}_1 |e_1|$.

Используя метод скоростного градиента, алгоритм обучения весов задают следующим образом:

$$\dot{W}_1 = -\alpha_1 \frac{\partial Q_1}{\partial \mathbf{W}_1} = \alpha_1 \mathbf{h}_1 |e_1|, \quad (8)$$

где α_1 – скорость обучения.

В итоге из (7), (8) получим следующую систему уравнений:

$$\begin{cases} u_1 = [-a_6 y_1 + \dot{y}_{1s} - K_1 e_1 - \\ -(\mathbf{W}_1^T \mathbf{h}_1) \text{sign}(e_1) - a_7 (x_1 - y_1) u_2] / a_8; \\ \dot{W}_1 = \alpha_1 \mathbf{h}_1 |e_1|. \end{cases} \quad (9)$$

Из уравнений (6), (9) получаем общую систему уравнений, которая описывает нейросетевой регулятор в скользящем режиме следующим образом:

$$\begin{cases} u_1 = [-a_6 y_1 + \dot{y}_{1s} - K_1 e_1 - \\ -(\mathbf{W}_1^T \mathbf{h}_1) \text{sign}(e_1) - a_7 (x_1 - y_1) u_2] / a_8; \\ u_2 = \frac{-a_9 y_2 + \dot{y}_{2s} - K_2 e_2 - (\mathbf{W}_2^T \mathbf{h}_2) \text{sign}(e_2)}{a_7 (x_2 - y_2)}; \\ \dot{W}_1 = \alpha_1 \mathbf{h}_1 |e_1|; \\ \dot{W}_2 = \alpha_2 \mathbf{h}_2 |e_2|. \end{cases} \quad (10)$$

На основе системы уравнений (10) можем построить систему управления с нейросетевым регулятором в скользящем режиме с использованием программного обеспечения MatLab/Simulink.

3. Результаты компьютерного моделирования. Схема моделирования в MatLab/Simulink показана на рис. 2.

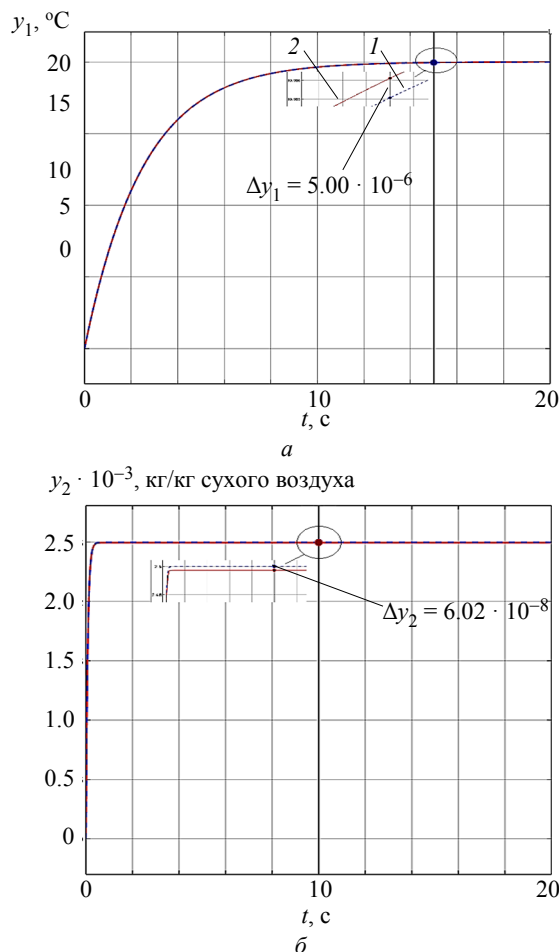


Рис. 3. Результаты моделирования регулирования основных параметров при управлении в скользящем режиме с нейронной сетью: а – температура; б – влажность; 1 – заданное значение; 2 – результирующее значение
Fig. 3. Simulation results of the main parameters using a sliding mode controller with neural network: а – temperature; б – humidity; line 1 – set value; line 2 – result value

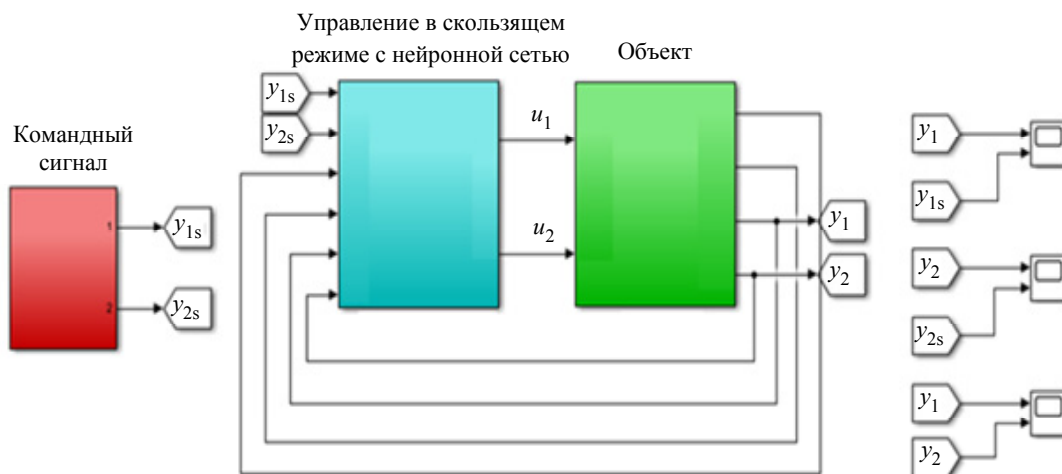


Рис. 2. Схема моделирования управления в скользящем режиме с нейронной сетью
Fig. 2. Simulation scheme using sliding mode control with neural network

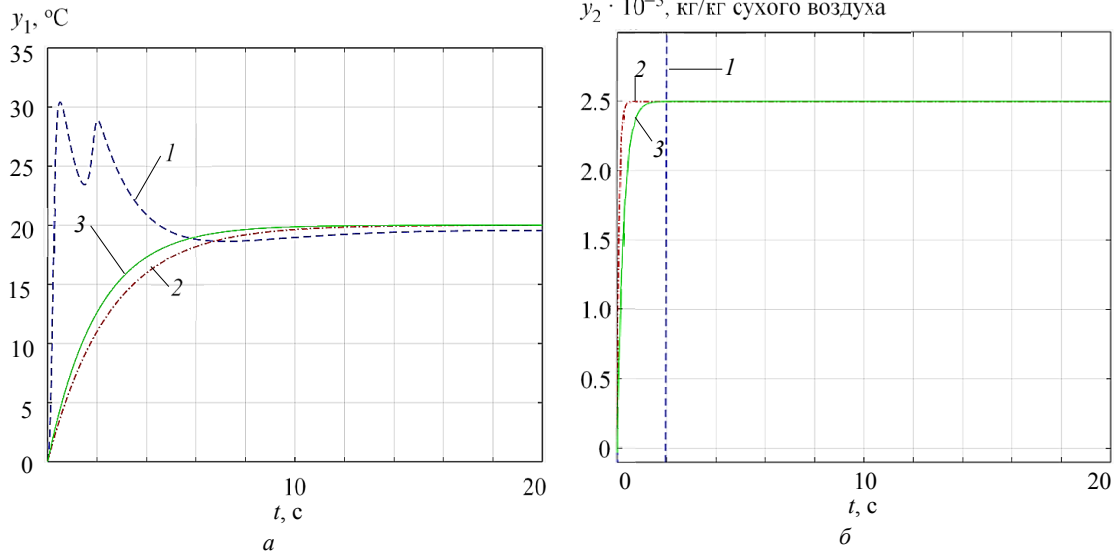


Рис. 4. Сравнение методов управления: а – температура; б – влажность; 1 – ПИД; 2 – управления в скользящем режиме; 3 – нейросетевое управления в скользящем режиме
Fig. 4. Comparison between control methods: а – temperature; б – humidity; line 1 – PID; line 2 – SMC; line 3 – NNSMC

Табл. 1. Результат сравнения ошибок между различными методами управления
Tab. 1. Result of comparison of errors between different control methods

| Метод управления | Абсолютная погрешность по температуре, °С | Относительная погрешность по температуре, % | Абсолютная погрешность по влажности, кг/кг с. в. | Относительная погрешность по влажности, % |
|---|---|---|--|---|
| Регулятор ПИД | 0.493 | 2.45 | $3.7 \cdot 10^{-3}$ | 14 |
| Управление в скользящем режиме | $1.03 \cdot 10^{-3}$ | 0.05 | $2.68 \cdot 10^{-6}$ | 0.12 |
| Нейросетевое управления в скользящем режиме | $5.00 \cdot 10^{-6}$ | 0.000025 | $6.02 \cdot 10^{-8}$ | 0.0024 |

Результаты моделирования с использования регулятора управления в скользящем режиме с нейронной сетью показаны на рис. 3. В ходе моделирования видно, что погрешность для температуры составляет $5.00 \cdot 10^{-6}$ °С (~0.000025 %), в то время как погрешность абсолютной влажности составляет $6.02 \cdot 10^{-8}$ кг/кг с. в. (~0.0024 %).

На рис. 4 и в табл. 1 показан результат сравнения ошибок между различными методами управления при одинаковых условиях.

6. Заключение. В статье разработан метод управления в скользящем режиме с использова-

нием нейронных сетей для системы кондиционирования воздуха. Здесь также представлены результаты моделирования этого метода управления с использованием MatLab/Simulink и проведено сравнение с ранее представленными методами управления при тех же условиях и объекте управления. Сравнение показывает, что метод управления скользящим режимом с использованием нейронных сетей дает наилучшие результаты со значительно меньшими погрешностями по сравнению с другими методами.

Список литературы

1. Chong Ch., Xingqiao L. Application of fuzzy control in multimotor tension control system // 2010 Intern. Conf. on Intelligent Syst. Design and Eng. Appl. Changsha, China: IEEE, 2010. doi: 10.1109/ISDEA.2010.108.
2. No-tension sensor closed loop control method with adaptive PI parameters for two-motor winding system / Zh. Wang, H. Nan, T. Shi, Q. Geng, Ch. Xia // Math. Probl. in Engin. 2018. P. 1–14. doi: 10.1155/2018/1851845.

3. Нгуен М. Д., Белов. М. П., Белов А. М. Разработка математической модели системы вентиляции и кондиционирования воздуха и сравнение процесса управления с использованием ПИД-регулятора и управления скользящим режимом // Изв. СПбГЭТУ «ЛЭТИ». 2025. Т. 18, № 7. С. 94–102. doi: 10.32603/2071-8985-2025-18-7-94-102.
4. Нгуен З. Х., Путов В. В., Шелудько В. Н. Модифицированные алгоритмы адаптивного робастного

управления с эталонной моделью нелинейными объектами в условиях неопределенности и неизвестных возмущений // Изв. СПбГЭТУ «ЛЭТИ». 2025. Т. 18, № 2. С. 90–100. doi: 10.32603/2071-8985-2025-18-2-90-100.

5. Zhou Ya., Wang Wu, Jiao Xiao-bo. Sliding mode control based on RBF neural networks // Proc. of Fifth

Intern. Conf. on Machine Vision (ICMV 2012): Comp. Vision, Image Analysis and Proc. Wuhan, China: SPIE, 2013. Vol. 8783. P. 87830I. doi: 10.1117/12.2013672.

6. Андриевский Б. Р., Фрадков А. Л. Метод скоростного градиента и его приложения // Автоматика и телемеханика. 2021. № 9. С. 3–72. doi: 10.31857/S0005231021090014.

Информация об авторах

Нгуен Минь Дык – аспирант кафедры робототехники и автоматизации производственных систем СПбГЭТУ «ЛЭТИ».

E-mail: haduna.hv@gmail.com

<https://orcid.org/0009-0003-5917-2675>

Белов Михаил Петрович – д-р техн. наук, профессор кафедры робототехники и автоматизации производственных систем СПбГЭТУ «ЛЭТИ».

E-mail: milesa58@mail.ru

Белов Александр Михайлович – старший преподаватель. Кафедра робототехники и автоматизации производственных систем СПбГЭТУ «ЛЭТИ».

E-mail: sana199706@mail.ru

References

1. Chong Ch., Xingqiao L. Application of fuzzy control in multi motor tension control system // 2010 Intern. Conf. on Intelligent Syst. Design and Eng. Appl. Changsha, China: IEEE, 2010. doi: 10.1109/ISDEA.2010.108.

2. No-tension sensor closed loop control method with adaptive PI parameters for two-motor winding system / Zh. Wang, H. Nan, T. Shi, Q. Geng, Ch. Xia // Math. Probl. in Engin. 2018. P. 1–14. doi: 10.1155/2018/1851845.

3. Nguen M. D., Belov. M. P., Belov A. M. Razrabotka matematicheskoy modeli sistemy ventiljacii i kondicionirovaniya vozduha i sravnenie processa upravlenija s ispol'zovaniem PID-reguljatora i upravlenija skol'zjashhim rezhimom // Izv. SPbGJeTU «LJeTI». 2025. Т. 18, № 7. С. 94–102. doi: 10.32603/2071-8985-2025-18-7-94-102. (In Russ.).

4. Nguen Z. H., Putov V. V., Shelud'ko V. N. Modificirovannye algoritmy adaptivnogo robastnogo upravlenija s jetalonnoj model'ju nelinejnymi ob#ektami v uslovijah neopredelennosti i neizvestnyh vozmushhenij // Izv. SPbGJeTU «LJeTI». 2025. Т. 18, № 2. С. 90–100. doi: 10.32603/2071-8985-2025-18-2-90-100. (In Russ.).

5. Zhou Ya., Wang Wu, Jiao Xiao-bo. Sliding mode control based on RBF neural networks // Proc. of Fifth Intern. Conf. on Machine Vision (ICMV 2012): Comp. Vision, Image Analysis and Proc. Wuhan, China: SPIE, 2013. Vol. 8783. P. 87830I. doi: 10.1117/12.2013672.

6. Andrievskij B. R., Fradkov A. L. Metod skorostnogo gradienta i ego prilozhenija // Avtomatika i telemechanika. 2021. № 9. С. 3–72. doi: 10.31857/S0005231021090014. (In Russ.).

Information about the authors

Nguyen Minh Duc – post-graduate student of the Department of Robotics and Automation of Manufacturing Systems of Saint-Petersburg Electrotechnical University.

E-mail: haduna.hv@gmail.com

<https://orcid.org/0009-0003-5917-2675>

Mikhail P. Belov – Dr. Sci. (Eng.), Professor of the Department of Robotics and Automation of Manufacturing Systems of Saint Petersburg Electrotechnical University.

E-mail: milesa58@mail.ru

Alexander M. Belov – Senior Lecturer of the Department of Robotics and Automation of Manufacturing Systems of Saint-Petersburg Electrotechnical University.

E-mail: sana199706@mail.ru

Статья поступила в редакцию 09.02.2026; принята к публикации после рецензирования 20.04.2026; опубликована онлайн 29.06.2026.

Submitted 09.02.2026; accepted 20.04.2026; published online 29.06.2026.