

Определение ключевых параметров управления системами кондиционирования воздуха на базе нейронной сети

М. Дык Нгуен, М. П. Белов, А. М. Белов

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

haduna.hv@gmail.com, milesa58@mail.ru, sana199706@mail.ru

Аннотация. Применение нейронной сети в управлении крупных и сложных электротехнических системах становится более популярным. Преимущество этого метода заключается в его эффективности при управлении сложными системами с множеством входов и выходов, а также в случаях, когда невозможно построить точное математическое моделирование или оценить всесторонне уровень внешних возмущений. Системы кондиционирования воздуха — это такие промышленные системы оборудования, состоящие из множества переменных, взаимосвязанных, нелинейных элементов, которые с высокой точностью поддерживают микроклиматические параметры (температуру, влажность в заданном помещении). В данной статье исследуется использование нейронных сетей на основе языка программирования Python для определения нескольких ключевых параметров управления системой кондиционирования воздуха на основе данных, собираемых в режиме реального времени, что обеспечивает основу для автоматизированной работы системы.

Ключевые слова: нейронная сеть (НС); система кондиционирования воздуха (СКВ); язык программирования Python.

I. ВВЕДЕНИЕ

Наряду с быстрыми темпами урбанизации, количество высотных зданий стремительно растет. Эти здания не только проектируются с использованием современной архитектуры, но и оснащаются множеством крупных энергосистем для поддержания их работы. Для решения проблемы мониторинга и управления всеми системами здания с помощью единой системы управления с 1970-х годов используются системы автоматизации и управления зданием (Building Automation and Controlling System - BACS). Система кондиционирования воздуха является одной из важнейших систем в этой системе. Управляющие параметры системы кондиционирования воздуха составляют примерно 35–45% от общих управляющих параметров всего здания [1]. Управление системой СКВ является основой автоматизации зданий для повышения эффективности управления энергопотреблением, создания комфортной рабочей среды, стабилизации температуры и влажности, а также фильтрации воздуха [1, 2].

Для точного управления этими процессами было реализовано множество подходов к моделированию СВК, основанных на экспериментальных методах в сочетании с имитационным моделированием управления конкретным объектом [3, 4]. Кроме того, некоторые исследования были направлены на создание

точных моделей СКВ на основе законов термодинамического баланса или законов сохранения энергии [5, 6, 7]. Однако, по сути, система кондиционирования воздуха является нелинейными системами, параметры которых часто меняются в режиме реального времени, имеет множество подключений и особенно подвержена многочисленным внешним воздействиям. Моделирование отдельных процессов не может точно определить внутренние ограничения, а изменчивость этих факторов зависит как от пространства, так и от времени, что затрудняет сбор данных, прогнозирование и контроль.

Популярным подходом сегодня является применение нейронных сетей для определения ключевых управляющих параметров системы на основе достаточно большой базы данных реального мира в сочетании с современными вычислительными методами искусственного интеллекта (машинное обучение, глубокое обучение и т.д.). Построение, вычисления и тестирование нейронной сети были выполнены с использованием программного обеспечения Visual Studio Code, основанного на языке программирования Python. Процесс моделирования и оценка экспериментальных результатов подробно представлены в следующих разделах этой статьи.

II. СТРУКТУРА И КЛЮЧЕВЫЕ ПАРАМЕТРЫ УПРАВЛЕНИЯ В СИСТЕМАХ КОНДИЦИОНИРОВАНИЯ ВОЗДУХА

A. Структура

Функция системы кондиционирования воздуха заключается в поддержании стабильного уровня температуры и влажности в здании (или отдельных помещениях) на заданных значениях, а также в обеспечении циркуляции воздуха для поддержания таких параметров, как концентрация углекислого газа (CO₂) и вредных веществ, в допустимых пределах. Наиболее энергоемкой системой является система кондиционирования воздуха и вентиляции. Экономия энергии в системе кондиционирования и вентиляции оказывает значительное влияние на общую экономию энергии. Структура системы кондиционирования и вентиляции показана на рис. 1.

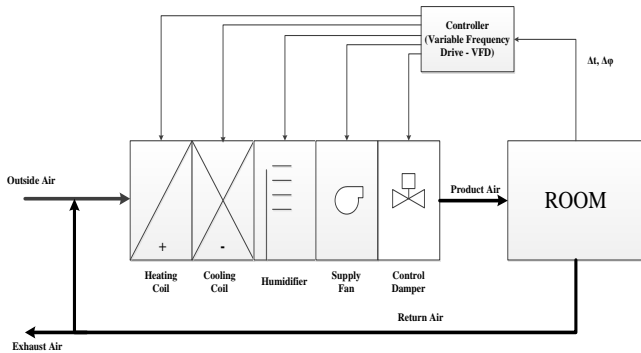


Рис. 1. Структура системы вентиляции и кондиционирования воздуха

На рис. 1 показаны основные компоненты центральной системы кондиционирования воздуха, каждый из которых выполняет свою задачу в зависимости от целей проектировщика и оператора. Помимо этих компонентов, имеются и другие элементы, такие как вытяжные вентиляторы, воздушные заслонки и локальные обогреватели и т.д.

В. Основные параметры управления

Общий принцип организации автоматической системы управления кондиционированием воздуха (рис. 2) включает 3 уровня: уровень управления, уровень управляющего оборудования и уровень полевых устройств [8].

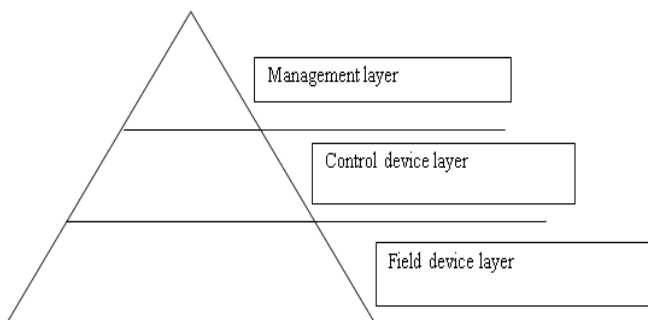


Рис. 2. Общие организационные принципы в работе систем вентиляции и кондиционирования воздуха

Для обеспечения безопасной эксплуатации и повышения резервирования системы кондиционирования воздуха в процессе управления оператор будет одновременно контролировать как минимум два основных параметра управления для поддержания стабильности температуры и влажности. К этим основным управляющим параметрам относятся: мощность камеры увлажнителя, производительность чиллера (открытие трехходового клапана чиллера), мощность камеры нагрева, степень открытия системы рекуперации тепла (Variable Air Volume – VAV) и мощность вентилятора (расход воздуха в воздуховоде).

Мощность камеры увлажнителя и производительность чиллера определяют уровень влажности в помещении. Для регулирования влажности в помещении (на основе показаний датчика влажности, установленного в помещении) контроллер генерирует два управляющих сигнала для управления трехходовым клапаном чиллера или для увеличения (или уменьшения) мощности увлажнителя.

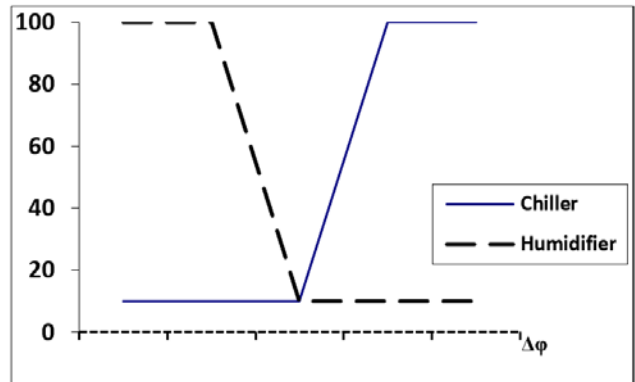


Рис. 3. Управляющие сигналы для чиллера и увлажнителя.

Мощность камеры нагрева и степень открытия системы рекуперации тепла — два фактора, определяющие температуру в помещении. Для регулирования температуры в помещении (на основе показаний датчиков температуры, установленных в помещении) контроллер генерирует два управляющих сигнала, регулирующих либо мощность сушки нагревательной камеры, либо степень открытия клапана системы рекуперации тепла.

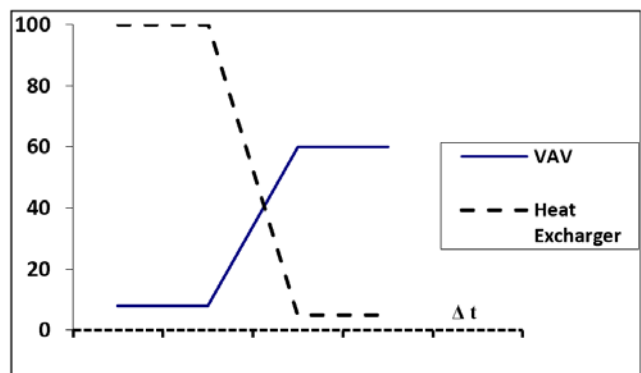


Рис. 4. Сигналы управления сушкой и VAV

Мощность вентилятора определяет расход потока воздуха в воздуховодах, а также скорость перемешивания и теплообмена с влагой в помещении. Процесс управления основан на разнице между приточным и вытяжным воздушными потоками, измеряемой датчиком расхода. Это достигается с помощью управления двигателем вентилятора.

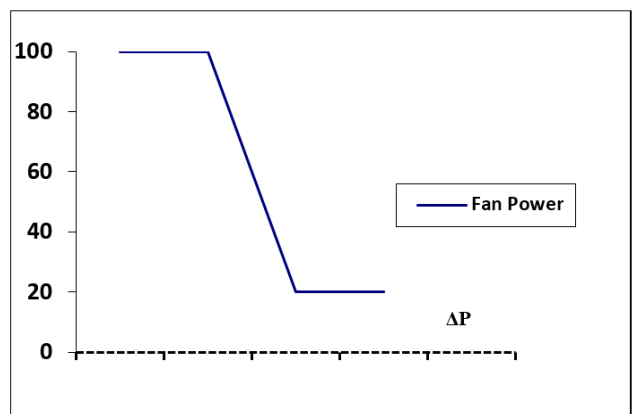


Рис. 5. Сигналы управления вентилятором

Как правило, среди основных параметров управления, упомянутых выше, параметры контроля температуры и влажности обычно имеют небольшие отклонения. Температура и влажность в помещении обычно определяются расходом воздушного потока в помещении.

III. ПОСТРОЕНИЕ НЕЙРОННОЙ СЕТИ ДЛЯ ОПРЕДЕЛЕНИЯ ОСНОВНЫХ ПАРАМЕТРОВ УПРАВЛЕНИЯ

Общий процесс синтеза интеллектуальных систем автоматического управления с использованием нейронных сетей показан на рис. 6. Кратко рассмотрим каждый этап этой процедуры.

- Сбор данных: Этот процесс осуществляется с помощью датчиков по всей системе в режиме реального времени. Чем больше количество данных, тем выше точность сетевой модели.
- Предварительная обработка данных: это направлено на устранение случаев, когда параметры не были собраны (из-за ошибок датчиков, проблем с передачей сигнала и т.д.), чтобы уменьшить количество ошибок при расчете параметров сети.
- Выбор структуры сети: выберите количество слоев сети, скорость обучения и функции активации для каждого слоя.
- Выбор критериев оценки: выбор критерий ошибок нейронной сети после обучения.
- Тестирование сетевой модели: использование независимого набора данных для оценки качества нейронной сети после обучения.

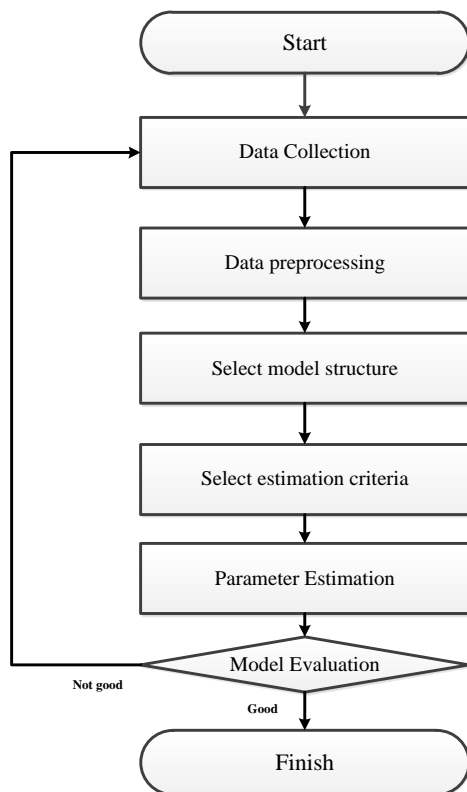


Рис. 6. Процесс проектирования нейросетевой системы автоматического управления

IV. РЕЗУЛЬТАТЫ И ОЦЕНКА РЕЗУЛЬТАТОВ

В результате получается график оценки ошибок при обучении, как показано ниже:

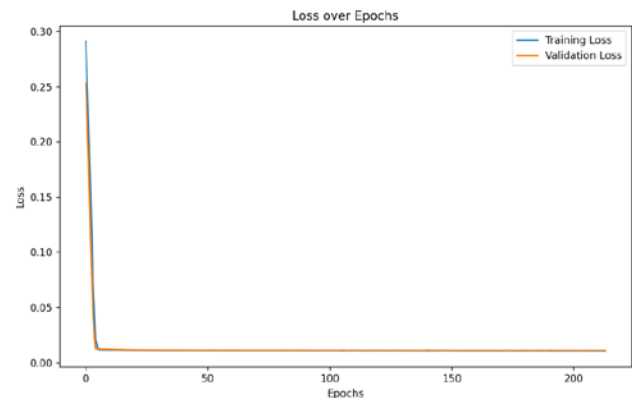


Рис. 7. График оценки ошибок при обучении нейронной сети

ТАБЛИЦА I.

Параметры процесса обучения	Значение
Ошибка обучения (loss)	0,0104
Средняя абсолютная ошибка (MAE)	0,6298
Среднеквадратичная ошибка (MSE)	0,6247

Оценка результатов (в табл. 1):

а) Ошибки обучения и валидации:

- «Ошибка обучения (loss): 0,0104» и «Ошибка валидации (val_loss): 0,0107»: Это указывает на то, что модель достаточно хорошо обучалась на тренировочном наборе с небольшими ошибками, и наблюдалось небольшое увеличение указанных ошибок во время валидации. Разница между "loss" и "val_loss" очень мала, что говорит о том, что модель не переобучена.

б) Средняя абсолютная ошибка (MAE): 0,6298

- Это средняя абсолютная ошибка между прогнозируемым и фактическим значением. При $MAE = 0,6298$ это означает, что среднее прогнозируемое значение модели отличается от фактического значения всего примерно на 0,6298 единицы, что очень мало. Это демонстрирует, что модель хорошо справляется с прогнозированием.

в) Среднеквадратичная ошибка (MSE): 0,6247

- Значение $MSE = 0,6247$ указывает на то, что среднеквадратичная ошибка между прогнозом и фактическим результатом также очень мала. Это хороший показатель эффективности модели, поскольку значение MSE меньше 1 означает, что прогноз модели очень близок к фактическому результату.

г) RMSE: 0,7904

- RMSE — это квадратный корень из MSE, в результате чего получается 0,7904. Значение $RMSE < 1$ означает, что средняя ошибка модели составляет менее 1 единицы на прогноз. Это также очень впечатляет, указывая на то, что прогнозы модели достаточно точны.

Итого: значения индексов MAE, MSE и RMSE очень низкие, что указывает на хорошую работу вашей регрессионной модели и получение точных прогнозов с очень малыми ошибками. Значения «Loss и val_loss» также очень близки, что свидетельствует об отсутствии переобучения модели.

На рис. 8 представлено сравнение фактических и расчетных значений:

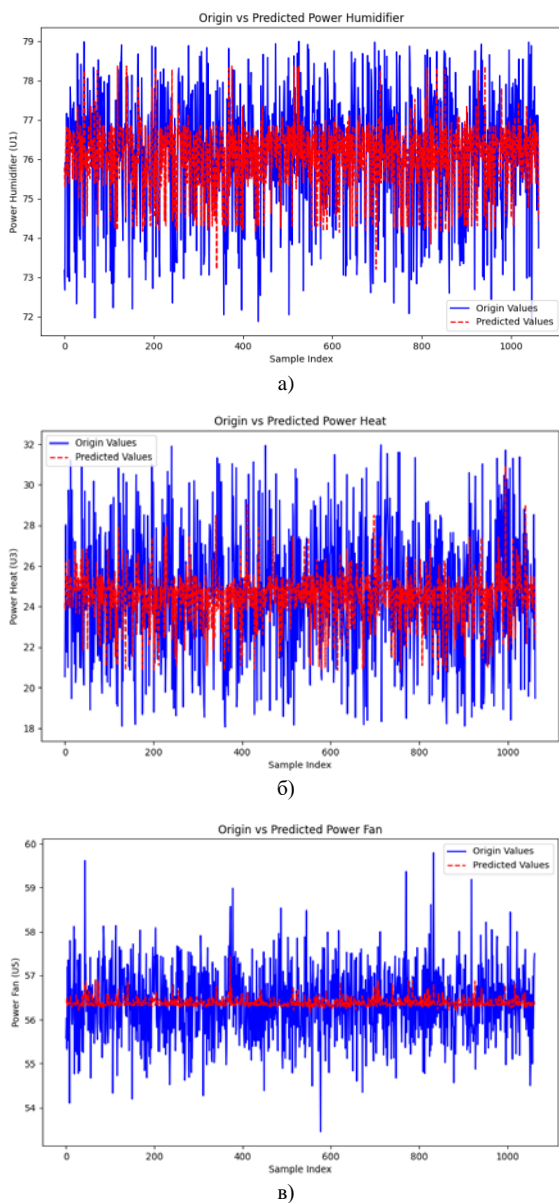


Рис. 8. График сравнения фактических и расчетных значений: а) мощность камеры увлажнителя; б) мощность камеры нагрева; в) мощность вентилятора

V. ЗАКЛЮЧЕНИЕ

В данной статье представлен обзор систем управления СВК и некоторых их ключевых управляющих параметров. Также представлен метод определения этих ключевых параметров управления с использованием нейронной сети, построенной на языке программирования Python. Полученные результаты демонстрируют возможность применения достижений искусственного интеллекта для автоматизированного управления системой кондиционирования воздуха в здании.

СПИСОК ЛИТЕРАТУРЫ

- [1] D. Westphalen and S. Koszalinski, *Energy Consumption Characteristics of Commercial Building HVAC Systems*. Arthur D. Little, Inc, 2001.
- [2] Z. Afroz, G. M. Shafiullah, T. Urmee, and G. Higgins, "Modeling techniques used in building HVAC control systems: A review," *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, vol. 83, pp. 64-84, 2018.
- [3] M. Esrafilian and F. Haghghat, "Occupancy-based HVAC control using deep learning algorithms for estimating online preconditioning time in residential buildings," *Energy and Buildings*, vol. 252, Dec. 2021. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.enbuild.2021.111377>.
- [4] Y. Lin, P. Barooah, S. Meyn, and T. Middelkoop, "Experimental Evaluation of Frequency Regulation from Commercial Building HVAC Systems," *IEEE*, vol. 6, no. 2, pp. 776-783, 2015.
- [5] Clarke J.A., 2011, "Energy Simulation in Building Design". 2nd Edition, Butterworth Heinemann.
- [6] Wang Y., Cai W., Li S., Xie L., Soh Y., 2012 "Development of cooling coil model for system control and optimization," *IEEE CCA, China*.
- [7] Nassif N., Kaji S., Sabourin R., 2010. "Modélisation des composants d'un système CVCA existant". *Vie Col. Interuniversitaire Franco-Québécois, Canada*.
- [8] Nguyen M. Duc, Belov M.P., Belov A.M., Development of a neural network structure for controlling air-conditioning systems, *Proceedings of 2024 27th International Conference on Soft Computing and Measurements, SCM 2024, 2024, PP 182–186. 2024*.