

# Разработка структуры нейронной сети для управления системами кондиционирования воздуха

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.** Система кондиционирования воздуха является стохастической, нестационарной, многосвязной, нелинейной промышленной системой. Использование традиционных методов управления для такого объекта не обеспечивает требуемого качества регулирования, так как поддержание параметров микроклимата (температуры, влажности в определенном помещении) с высокой точностью. Для управления многосвязными выходными параметрами системы кондиционирования предлагается искусственная нейронная сеть (ИНС). Тип нейронной сети — многослойный перцептрон (MLP). Алгоритм управления нейронной сетью основан на коррекции весовых коэффициентов с использованием алгоритма градиентного спуска и обратного распространения ошибки.

**Ключевые слова:** искусственная нейронная сеть (ИНС); многослойный перцептрон (MLP); градиентный спуск; Отопление, вентиляция и кондиционирование воздуха (ОВиК).

## I. ВВЕДЕНИЕ

Первоначально наиболее важной проблемой для предприятий, использующих системы ОВиК (отопление, вентиляция и кондиционирование воздуха), было поддержание зональных условий на заданных значениях, связанных с комфортом в отношении тепла и влажности для пассажиров. Однако, когда энергетический кризис начался, проблема системного энергопотребления стала актуальной. Чтобы контролировать оба этих фактора, многие проектировщики начали моделировать и проектировать новые типы компонентов систем ОВиК.

В этой статье несколько исследований были сосредоточены на точном построении модели ОВиК. Например, Кларк [1] представил предварительную модель системы HVAC для некоторых компонентов, таких как увлажнитель и смесительный блок, но не представил конкретную модель охлаждающих/нагревательных змеевиков. Втанг и др. [2] использовали принципы энергетического баланса и теплопередачи для определения линейной модели, представляющей нелинейную модель охлаждающего змеевика. Многие другие исследователи изучали динамические модели ОВиК, используя экспериментальные или теоретические методы. Нассиф и др. [3] представили валидацию охлаждающего змеевика, смесительной камеры и вентилятора для системы VAV (система вентиляции с переменным расходом воздуха).

Однако видно, что моделирование этих отдельных процессов не может точно разрешить внутренние

ограничения процессов теплообмена и энергообмена, происходящих в системах ОВиК. Это затрудняет процесс прогнозирования и нахождения взаимосвязи между внешними возмущениями. В то же время процесс построения и калибровки точной модели по сравнению с реальностью очень сложен и требует много времени.

Современный подход к управлению процессами, происходящими в системах ОВиК, основан на искусственных нейронных сетях. Этот метод основан на достаточной большой базе реальных данных и использует современные вычислительные технологии (машинное обучение, глубокое обучение – это быстрорастущие области исследований в области искусственного интеллекта), чтобы найти и смоделировать практически точные нелинейные взаимосвязи между элементами системы. Таким образом, исследователям не требуется слишком глубокое понимание системы, чтобы иметь возможность построить модель управления системой.

## II. СТРУКТУРА СИСТЕМЫ АВТОМАТИЧЕСКОГО УПРАВЛЕНИЯ

Общий принцип организации системы автоматического управления кондиционером (рис. 1) включает 3 уровня: уровень управления, уровень управляющих устройств, уровень полевых устройств. В частности, устройств на верхнем уровне меньше, чем устройств на нижнем уровне. Устройства, расположенные на верхнем этаже, имеют более четкие функции управления.

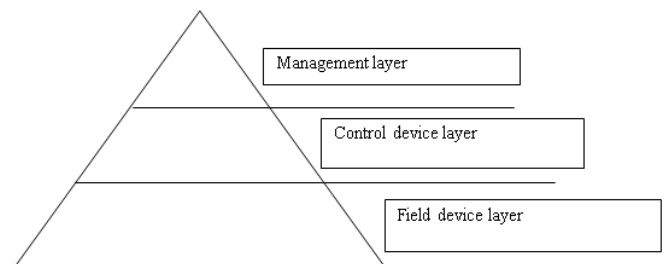


Рис. 1. Общий организационный принцип работы САУ

### A. Уровень управления

На рис. 2 показаны устройства на уровне управления. С точки зрения физического подключения серверы, рабочие станции и ВНА равны. Однако функции рабочей станции и сервера различны. Сервер может иметь полную функциональность рабочей станции, но рабочая станция не может иметь функции сервера.

- **Сервер:** система управления кондиционированием воздуха состоит из 2 серверов, работающих одновременно и резервирующих друг друга. Серверы являются одновременно серверами приложений и серверами данных. Для выполнения этой функции на серверах устанавливается программное обеспечение, помогающее управлять, хранить данные и при необходимости распределять их по рабочим станциям.

- **Рабочие станции:** это прикладные рабочие станции, на которых установлено программное обеспечение для мониторинга и управления системой посредством обработки данных с сервера. Рабочие станции в местах расположения имеют эквивалентные роли и могут взаимозаменяться в процессе работы системы кондиционирования воздуха.

- **BNA** выполняет функцию преобразования сигналов из сети C-bus в Ethernet для серверов, собирающих данные с контроллеров. BNA является связующим звеном между уровнем управляющих устройств и уровнем управления.

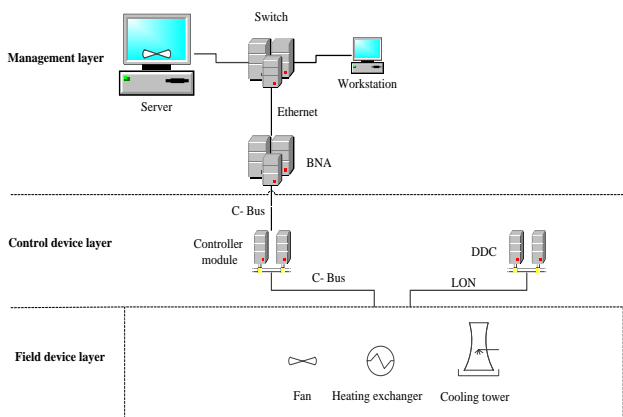


Рис. 2. Устройства слоев

### В. Уровень управляющих устройств

Включает в себя прямые цифровые контроллеры (DDC) в шкафах управления, сенсорные экраны в шкафах управления, модули ввода/вывода, стандартные блоки измерения холодопроизводительности Lonworks и устройства измерения электрической мощности.

Контроллеры взаимодействуют с сенсорным экраном и общаются друг с другом по сети C-bus.

Внутри шкафа управления контроллеры, модули ввода/вывода и блоки измерения холодопроизводительности, блоки измерения электрической мощности взаимодействуют данными друг с другом по протоколу Lonworks или сети Panel-bus.

### С. Уровень полевых устройств

Включает датчики температуры и влажности, датчики расхода воздуха, датчики давления воды, переключатели перепада давления, переключатели сигнализации ветра, сигнализаторы перегрева... и исполнительные механизмы, такие как воздушные клапаны, VAV, трехходовой клапан, двухпозиционный водяной клапан, водяной насос, инвертор, электрическая сушилка, электростатический фильтр, увлажнитель воздуха...

Полевые устройства связаны с модулями ввода/вывода через 4 типа сигналов, разделенных на соответствующие типы точек передачи данных: цифровой вход, аналоговый вход, цифровой выход, аналоговый выход.

## III. РАЗРАБОТКА СИСТЕМЫ УПРАВЛЕНИЯ ОВИК НА ОСНОВЕ НЕЙТРОННОЙ СЕТИ

### А. Принцип управления системой кондиционирования воздуха

Общие принципы работы систем автоматического управления:

1. Степень открытия трехходового клапана чиллеров и мощность увлажнителя регулируются влажностью в помещении. Датчик влажности измеряет влажность в помещении. Контроллер сравнивает это значение с заданным значением, при наличии отклонения между этими двумя значениями ( $\Delta\phi \neq 0$ ) контроллер выдает 2 сигнала управления (0 ÷ 10)В соответственно (0 ÷ 100) % на 2 выхода для управления трехходовой клапан чиллера или мощность увлажнителя. Когда влажность в помещении выше заданной, мощность увлажнителя снизится или трехходовой клапан охладителя откроется больше. И наоборот, если влажность в помещении ниже, мощность увлажнителя увеличится или клапан чиллера уменьшится. Диапазон регулирования трехходового клапана составляет от 10 % до 100 %.

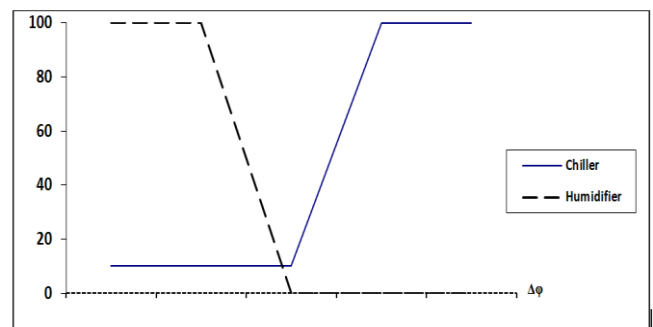


Рис. 3. Зависимость между сигналами управления в зависимости от влажности

2. Мощность теплообменника и степень открытия VAV контролируются температурой помещения. Датчик температуры измеряет температуру воздуха в помещении. Контроллер сравнивает это значение с заданным значением, при наличии отклонения между этими двумя значениями ( $\Delta t \neq 0$ ) контроллер выдает 2 сигнала управления (0 ÷ 10)В соответственно (0 ÷ 100) % на 2 выхода для управления мощностью теплообменника или степени открытия VAV. Когда температура в помещении выше заданной температуры, мощность теплообменника снизится или степень открытия VAV откроется больше. И наоборот, если температура в помещении ниже, мощность теплообменника увеличится или степень открытия VAV уменьшится. Сигнал управления мощностью теплообменника находится в диапазоне от 5 % до 100 %. Степень открытия VAV колеблется от 10 % до 60 %.

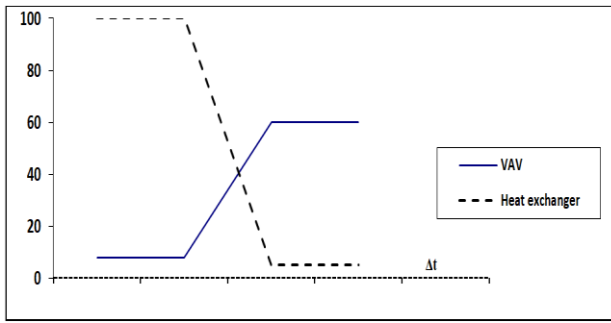


Рис. 4. Зависимость между сигналами управления в зависимости от температуры

3. Мощность вентилятора контролируется статическим давлением за вентилятором. Датчик измерения давления измеряет статическое давление на трубе за вентилятором. Контроллер сравнивает это значение с заданным значением ( $\Delta P =$  статическое давление за вентилятором – заданное значение), если появляется отклонение между этими двумя значениями, контроллер генерирует на выходе управляющий сигнал (0÷10)В, эквивалентный (0÷100) % для управления инвертором вентилятора. Если измеренное статическое давление превышает заданное значение, мощность инвертора вентилятора уменьшится; если измеренное статическое давление ниже заданного значения, мощность инвертора увеличится. Сигнал управления вентилятором находится в диапазоне от 20 % до 100 % (после периода запуска сигнал управления не может упасть ниже 20 % мощности). Мощность инвертора вентилятора также изменяется инвертором во время работы VAV, чтобы обеспечить воздухообмен.

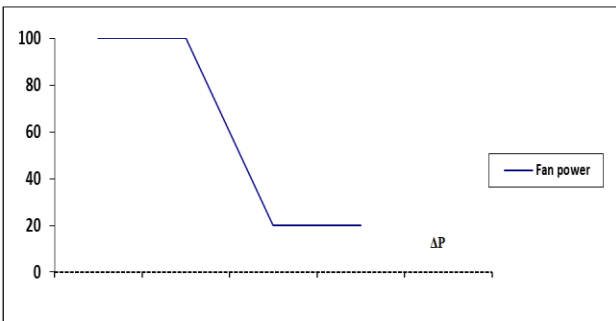


Рис. 5. Зависимость сигналов управления вентилятором от давления

### В. Применение нейронных сетей для управления системами кондиционирования воздуха

Система кондиционирования представляет собой многосвязный, стохастический, нестационарный, нелинейный объект. Следует отметить, что существуют требования по высокоточному поддержанию параметров микроклимата, а именно температурного и влажностного режимов.

Искусственные нейронные сети (ИНС) начинают играть заметную роль в создании систем автоматического управления (САУ) сложными динамическими объектами. К таким объектам относятся современные самолеты, энергетические комплексы, мобильные роботы и другие. Они характеризуются отсутствием точных математических моделей или их чрезмерной сложностью, высокой размерностью

пространства состояний и управляющих решений, иерархичностью, разнообразием критериев качества, высоким уровнем шума и внешних возмущений.

В настоящее время проблеме управления параметрами окружающей среды в системах ОВиК посвящено множество работ. Представленное решение основано на градиентном методе управления киберфизическими системами. Преимуществом разработанного метода является его способность к самонастройке в условиях неконтролируемых возмущений и отсутствие необходимости обучения нейронной сети на основе данных о динамике объекта.

Обобщенную структурную схему АСУ можно представить в виде, показанном на рис. 6.

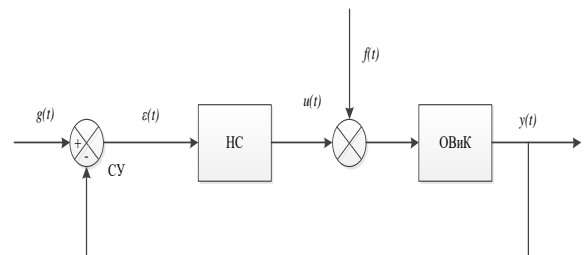


Рис. 6. Обобщенная структурная схема САУ

где ОВиК – объект управления; НС – регулятор;  $g(t)$  – опорное влияние;  $\varepsilon(t)$  – ошибка управления;  $u(t)$  – управляющее воздействие;  $f(t)$  – возмущающее воздействие;  $y(t)$  – управляемая переменная.

Существуют различные способы применения НС в системах управления. Такие применение зависят от положения подключения НС в сетях. Нейронная сеть может использоваться для получения нелинейной или инверсной математической модели объекта управления. Другой вариант использования НС – ее применение в качестве блока подстройки параметров основного (линейного) регулятора. В этой задаче, НС играют роль регулятора в замкнутый контур управления объектом. В этом случае на вход нейронной сети подается сигнал ошибки управления, выход из нейронной сети  $u(t)$  также является входом объекта; Цель обучения НС – уменьшить величину ошибки управления  $\varepsilon(t) = y(t) - g(t)$  между выходами объекта и заданным значением.

Для построения блока нейронной сети используется нейронная сеть прямого распространения, такая как многослойный перцептрон (Multi-Layer Perceptron – MLP).

Алгоритм обучения искусственной нейронной сети основан на коррекции весовых коэффициентов с использованием метода градиентного управления и метода обратного распространения ошибки. Он состоит из следующих этапов:

1. Запуск нейросетевого алгоритма управления. Каждый нейрон вычисляет свою функцию активации на основе входных данных и передает результат следующему нейрону.

2. Вычислите ошибку. После прямого распространения сигнала вычисляется разница между

полученными и ожидаемыми выходными значениями сети. Эта разница является ошибкой, которую необходимо свести к минимуму.

3. Расчет локальных градиентов (метод обратного распространения). Сетевая ошибка распространяется в противоположном направлении, от выходных нейронов к входным нейронам. Каждый нейрон вычисляет градиент ошибки относительно своих входов и весов соединений.

4. Используя градиент ошибки, веса связей между нейронами корректируются с использованием заданного обновления веса. Цель состоит в том, чтобы минимизировать ошибки и улучшить результаты работы сети.

Алгоритм обучения сети можно записать как среднеквадратическую ошибку по обучающим наборам N:

$$E(w) = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (g_i(k) - y_i(k))^2 = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \varepsilon_i^2(k), \quad (1)$$

где  $y_i(k)$  – реальный выходной сигнал нейрона выходного i -слоя;  $g_i(k)$  – желаемый выходной сигнал этого нейрона;  $\varepsilon_i(k)$  – вектор ошибки на k-итерации.

Структура системы управления представлена в виде динамической системы (рис. 7) и включает нейросетевой блок и систему кондиционирования воздуха.

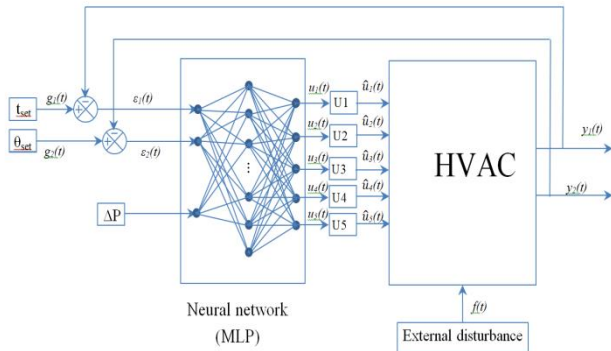


Рис. 7. Структура динамической системы нейронной сети

Входными параметрами управления (рис. 7), обеспечивающими высокоточное поддержание заданных значений температуры  $g_1(t)$  и влажности  $g_2(t)$ , могут быть мощность оросительной камеры (увлажнителя)  $u_1(t)$ , степень открытия трехходового клапана холодильных машин (чиллеров)  $u_2(t)$ , мощность теплообменника (рекуператоров)  $u_3(t)$ , степень открытия систем с переменным объемом воздуха (VAV)  $u_4(t)$  и мощность вентилятора  $u_5(t)$ .

Динамическая система нейронной сети описывается дискретной моделью:

$$y(k+1) = F(y(k), W(k)), \quad (2)$$

где  $y(k)=(y_1(k), y_2(k))$  – вектор выходного состояния динамической системы на k-шаге процесса;  $W(k)$  – набор управляющих координат на k-шаге процесса,  $k=0, 1, 2, \dots$  (весовые коэффициенты нейронной сети). Дискретная модель задается набором отображений системы  $F(k)$ .

На основе значений множества  $W(k)$  и входных  $\varepsilon(k)$ , блок нейронной сети генерирует вектор выходных параметров  $u(k)=(u_1(k), \dots, u_5(k))$ , где каждый элемент вектора  $u(k)$  связан с объектом управления через масштабирующий блок (U).

Цель управления задается в виде неотрицательной функции  $E(y(k+1)) \leq \Delta$  при  $k > k^*$ , где  $\Delta > 0$  – заданное значение порога точности задачи;  $k^*$  – номер шага, на котором достигается цель управления.

Неизвестно оптимальное значение  $w^*(t)$  весовых коэффициентов, соответствующее условию:

$$w^*(t) = \arg \min E(t), w \in W, \quad (3)$$

$$E(t) = \frac{1}{2} \sum_{i=1}^M \varepsilon_i^2(t), \quad (4)$$

$$\varepsilon_i(t) = g_i(t) - y_i(t), \quad (5)$$

Установка весовых коэффициентов  $w(t)$  осуществляется градиентным методом по уравнению:

$$w(k+1) = w(k) - \eta \frac{\partial E(w)}{\partial w(k)} = w(k) - \eta \nabla E(w), \quad (6)$$

где  $\eta$  – коэффициент шага градиентного метода.

Система управления с нейрорегулятором на основе (6) со временем начинает терять свою устойчивость из-за накопления ошибок округления. Задача (4) относится к классу некорректных задач. Для решения этой проблемы используется метод регуляризации. Для преобразования некорректной задачи в корректную критерий (4) был переписан в виде:

$$\tilde{E}(w(t)) = E(w(t)) + \Omega(w(t)), \quad (7)$$

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

$$\Omega(w(t)) = \frac{1}{2} \lambda [(\sum_{n=1}^S \sum_{s=1}^S w_{ns}^1(k))^2 + (\sum_{m=1}^S \sum_{s=1}^S w_{sm}^2(k))^2 + (\sum_{n=1}^S \sum_{s=1}^S b_{ns}^1(k))^2 + (\sum_{m=1}^S \sum_{s=1}^S b_{sm}^2(k))^2], \quad (8)$$

где  $\lambda$  – коэффициент регуляризации;  $w_{ns}^1(k)$ ,  $w_{sm}^2(k)$ ,  $b_{ns}^1(k)$ ,  $b_{sm}^2(k)$  – нейронная сеть весовых коэффициентов с одним внутренним слоем (настройка параметров).

Использование параметра  $\lambda$  ограничит рост весов нейронной сети, что обеспечит устойчивость системы управления. Параметр  $\lambda$  определяется экспериментально для каждого конкретного случая [5].

Таким образом, решается робастная задача нейронного управления, которая включает в себя нахождение архитектуры сети MLP (количество слоев сети, количество нейронов в скрытых слоях, функцию активации в каждом слое), системное количество шагов градиентного метода  $\eta$ , определяет скорость установки параметра  $W$ , коэффициента регуляризации  $\lambda$ .

#### IV. ЗАКЛЮЧЕНИЕ

Были представлены общие сведения о структуре системы управления кондиционером и контролируемых параметрах.

Предполагается, что применение нейронной сети в системе управления ОВиК возможно при наличии случайных возмущений. Это может принести много преимуществ по сравнению с традиционными методами управления.

Предлагается план определения параметров нейронной управляющей сети. Используется метод регуляризации для повышения стабильности процесса нейронного управления.

#### СПИСОК ЛИТЕРАТУРЫ

- [1] Кларк Дж.А., 2011, «Энергетическое моделирование при проектировании зданий». 2-е издание, Баттерворт Хайнеманн.
- [2] Ван Ю., Цай В., Ли С., Се Л., Со Ю., 2012 г. «Разработка модели охлаждающего змеевика для управления и оптимизации системы», IEEE CCA, Китай.
- [3] Нассиф Н., Кайл С., Сабурен Р., 2010. «Моделирование композиций» существующая система CVCA». Ви Кол. Межуниверситетский Франко-Квебекский университет, Канада.
- [4] Муравьева Е.А., Шарипов М.И. Системы искусственного интеллекта: Учебное пособие. К.: Уфа, 2018. 168 с.
- [5] Фролов С.В., Синдеев С.В., Коробов А.А., Потлов А.Ю. Комбинированный метод нейроуправления нелинейным нестационарным объектом // 2-я Международная конференция по системам управления, математическому моделированию, автоматизации и энергоэффективности (SUMMA), 2020, с. 582–585, doi: 10.1109/SUMMA50634.2020.9280705