

ОБЗОР МОДЕЛЕЙ УПРАВЛЕНИЯ МИКРОКЛИМАТОМ В ПОМЕЩЕНИИ**А. В. Карпенко, И. Ю. Петрова***Астраханский государственный университет**Астраханский государственный архитектурно-строительный университет*

В статье дается описание моделей управления микроклиматом в помещении. Модели, относящиеся к одному классу, могут оперировать различными микроклиматическими факторами в зависимости от нужд служащих для определения комфортных микроклиматических условий. В статье приводятся схемы систем на основе нейронных сетей, нечеткой логики и нейро-нечеткого моделирования. Описываются формулы расчета для приведенных моделей и принципы их работы – от наиболее простых моделей, состоящих из дифференциальных уравнений, до сложных мультиагентных систем.

Ключевые слова: микроклимат, микроклиматические факторы, нейронные сети, нечеткая логика, мультиагентные системы.

CONTROL INDOOR CLIMATE**A. V. Karpenko, I. Yu. Petrova***Astrakhan State University**Astrakhan State University of Architecture and Civil Engineering*

The article describes the models of management climate in the room. Models belonging to the same class can handle a variety of microclimatic factors, depending on the needs of employees to determine the microclimate conditions. The article presents the neural network based schemes systems, fuzzy logic and neuro-fuzzy modeling. It describes the calculation formula for the described models and how they work from the most simple model consisting of differential equations to complex multi-agent systems.

Keywords: microclimate, microclimate factors, neural networks, fuzzy logic, multi-agent systems.

Введение

При выполнении задачи проектирования «умного» дома важным аспектом является разработка эффективной системы управления отоплением, вентиляцией и кондиционирования воздуха (ОВК) [1], которая направлена на поддержание комфортных микроклиматических параметров при обеспечении максимально возможного уровня экономии энергии.

На протяжении многих лет с помощью моделирования и экспериментов вырабатывались стратегии, позволяющие найти приемлемый баланс между комфортом жильцов и низким энергопотреблением. Так, одни модели учитывали температуру воздуха и наличие одежды, в то время как другие фокусировались на таких факторах, как, например, сквозняк. По мере изучения данной области и развития систем управления «умным домом» появлялись потребности для обеспечения задачи более эффективного поддержания комфортных параметров температуры, вентиляции и кондиционирования воздуха при проектировании зданий [2–6].

В работе [7] были рассмотрены модели обеспечения комфортных условий микроклимата в помещении, учитывающие условия минимизации затрат энергии. В рамках статьи было установлено что все модели можно разделить на три класса:

1. Модели «белого ящика», к которым относятся модель Фангера (PMV/PDD), модели, учитывающие чувствительность человека к различным микроклиматическим факторам (ET*-DISC, PD, PS, TS), а также модель электро-тепловой аналогии (RC) и адаптивные модели [8–12].

2. Модели «черного ящика», к которым можно отнести модели на основе нейронных сетей, нечеткой логики и нейро-нечеткого моделирование [5, 13].

3. Модели «серого ящика», являющиеся гибридными.

В выводах работы [7] указано, что наибольшее распространение получила модель PMV, но в последние годы проявляется все больший интерес к моделям «черного ящика». В рамках данной статьи будут более подробно рассмотрены и описаны перечисленные модели.

PMV/PPD модель

Среди исследований теплового комфорта наибольшее распространение получили работы П. О. Фангера. Им была разработана модель, использующая уравнения теплового баланса и эмпирические исследования о температуре кожи. Модель основана на показателях PMV (прогнозируемая средняя оценка качества воздушной среды) и PPD (прогнозируемый процент недовольных температурой среды) [14, 15].

С помощью показателя PMV можно прогнозировать среднюю чувствительность к температуре группы людей в помещении на основе баланса температуры тела по семибальной шкале комфорта от –3 до 3.

Современный вид формулы для расчета показателя PMV приведен в ГОСТ Р ИСО 7730-2009 [16, 17]:

$$PMV = [0,303 \cdot e^{-0,0036M} + 0,028] \cdot \{ (M - W) - 3,05 \cdot 10^{-3} [5733 - 6,99(M - W) - p_a] - 0,42[(M - W) - 58,15] - 1,7 \cdot 10^{-5} M(5867 - p_a) - 0,0014M(34 - t_a) - 3,96 \cdot 10^{-8} f_{cl} [(t_{cl} + 273)^4 - (\bar{t}_r + 273)^4] - f_{cl} h_c (t_{cl} - t_a) \} \quad (1)$$

где M – скорость обмена веществ; W – эффективная механическая энергия; f_{cl} – коэффициент площади поверхности одежды; t_a – температура воздуха; t_{cl} – температура поверхности одежды; \bar{t}_r – средняя температура излучения; h_c – коэффициент конвективного теплообмена; p_a – парциальное давление водяного пара.

Температура поверхности одежды рассчитывается [18] как:

$$t_{cl} = 35,7 - 0,028(M - W) - I_{cl} - \{3,96 \cdot 10^{-8} f_{cl} [(t_{cl} + 273)^4 - (\bar{t}_r + 273)^4] + f_{cl} h_c (t_{cl} - t_a)\}, \quad (2)$$

где I_{cl} – коэффициент теплоизоляции одежды.

Коэффициент конвективного теплообмена вычисляется по следующей формуле:

$$h_c = \begin{cases} 2,38(t_{cl} - t_a)^{0,25}, & \text{если } \vartheta > 2,1v_r^{0,5} \\ 12,1v_r^{0,5}, & \text{если } \vartheta < 2,1v_r^{0,5} \end{cases}, \quad (3)$$

где $\vartheta = 2,38(t_{cl} - t_a)^{0,25}$, v_r – скорость движения воздуха.

Коэффициент площади поверхности одежды можно найти по формуле:

$$f_{cl} = \begin{cases} 1,00 + 1,29 \cdot I_{cl}, & \text{если } I_{cl} \leq 0,078 \\ 1,05 + 1,645 \cdot I_{cl}, & \text{если } I_{cl} > 0,078 \end{cases} \quad (4)$$

Значение PMV, равное нулю, является идеальным. Оно соответствует сочетанию активности, одежды и параметров среды, обеспечивающих тепловую нейтральность. Для того чтобы предсказать число лиц, которые не удовлетворены в той или иной степени температурой окружающей среды, используется индекс PPD. По этому показателю люди, которые голосовали по шкале комфорта за значение, отличное от нуля, считаются недовольными. На рис. 1 изображена зависимость параметра PPD от рассчитанного значения PMV. Значение PPD можно вычислить [16] как:

$$PPD = 100 - 95e^{-(0,03553PMV^4 + 0,02179PMV^2)} \quad (5)$$

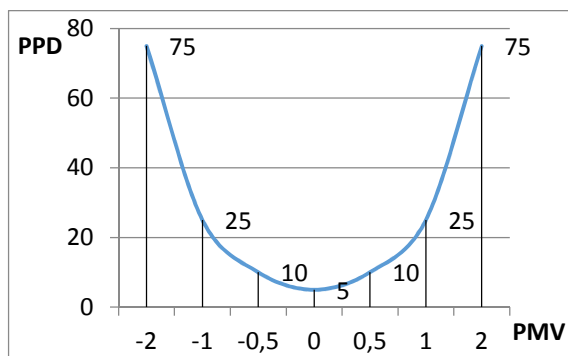


Рис. 1. Зависимость функции PPD от значения PMV

На основании проведенных экспериментов с участием 1300 человек было установлено, что зона комфорта определяется комбинациями шести параметров, при которых доля недовольных температурой среды составляет 10 %, а PMV находится в рекомендуемых пределах ($-0,5 < PMV < +0,5$) [3, 4].

Поскольку оценки теплового комфорта достаточно точно определяются индексом PMV, возможно обеспечить хорошие внутренние условия для поддержания высокой производительности людей при минимизации энергопотребления.

ЕТ*-DISC модель

ЕТ*-DISC [18] использует модель теплового баланса для прогнозирования теплового комфорта, но развивается во времени, не будучи в равновесном состоянии, как PMV. ЕТ* означает «новая эффективная температура» с учетом радиационной и скрытой (латентной) передачи тепла. ЕТ* может быть рассчитана с использованием двухузловой модели [17]. Эта модель определяет поток тепла между областями окружающей среды, кожи и тела в минуту. DISC прогнозирует тепловой дискомфорт, используя температуру и площадь влажной кожи.

ЕТ* является температурой окружающей среды при относительной влажности, равной 50 %, при которой человек потеряет такое же количество тепла, как и в реальной окружающей среде. Уравнение может быть представлено [19] как:

$$ET^* = T_{op} + w \cdot i_m \cdot LR \cdot (p_{as} - 0,5p_a), \quad (6)$$

где p_a – давление насыщенного водяного пара; p_{as} – атмосферное давление; T_{op} – оперативная температура; w – площадь влажной кожи; i_m – проникающая эффективность одежды; LR – отношение Льюиса, измеряемое в (К/кПа), которое представляет собой соотношение коэффициентов конвективной теплопередачи и испарения.

SET* (стандартная эффективная температура) является продолжением разработки модели ЕТ*. Эта модель использовалась в качестве индекса комфорта как внутри помещения, так и во внешней среде. SET* численно представляет собой тепловую нагрузку, испытываемую моделью относительно «стандартного человека» в «стандартной среде» [19]. При температуре между 23 °С и 41 °С, SET* линейно зависит от температуры тела:

$$SET^* = 34,95 \cdot T_b - 1247,6, \quad (7)$$

При температуре ниже 23 °С, отношение имеет вид:

$$SET^* = 23 - 6,13 \cdot (36,4 - T_b)^{0,7}, \quad (8)$$

И выше 41 °С:

$$SET^* = 41 - 5,58 \cdot (T_b - 36,9)^{0,87}, \quad (9)$$

где T_b – средняя температура тела человека (°С). Степень комфортности полученного значения определяется по шкале комфорта в диапазоне от -3 до 3.

Далее кратко рассматриваются три эмпирические модели (PD, PS и TS), которые были получены в результате статистической обработки субъективного ощущения комфорта мно-

жества респондентов с учетом наличия движения воздуха (сквозняка) и влажности в помещении [19, 20].

Модель PD

Модель PD прогнозирует процент недовольных из-за нежелательного местного охлаждения (сквозняка). Входными данными являются температура воздуха, скорость движения воздуха и интенсивность турбулентности воздушного потока. Уравнение модели может быть представлено как:

$$PD = 3,413 \cdot (34 - T_a) \cdot (v_a - 0,05)^{0,622} + 0,369v_aT_u(34 - T_a)(v_a - 0,05)^{0,622} \quad (10)$$

где T_u – интенсивность турбулентности, выраженная в процентах (0 % – ламинарный поток; 100 % означает, что среднеквадратическое отклонение скорости воздушного потока за определенный период имеет такой же порядок величины, что и средняя скорость движения воздуха); v_a – скорость движения воздуха (м/с); T_a – температура воздуха (°C).

Уравнение было выведено в ходе исследований, при которых 100 человек подвергались воздействию различных комбинаций температуры воздуха, скорости потока воздуха с различной интенсивностью турбулентности. Для каждой комбинации условий людей опрашивали, чувствуют ли они сквозняк. Таким образом, PD представляет собой процент людей, проголосовавших за то, что они чувствовали сквозняк, а значит, не удовлетворены микроклиматическими условиями.

Модель PS

Модель основана на выборе комфортного уровня скорости движения воздуха. Уравнение модели прогнозирует скорость движения воздуха, которая будет выбрана человеком при определенной температуре воздуха. Уравнение может быть представлено как:

$$PS = 1,13\sqrt{T_{op}} - 0,24T_{op} + 2,7\sqrt{v_a} - 0,99v_a, \quad (11)$$

где T_{op} – оперативная температура (°C); v_a – скорость движения воздуха (м/с).

Уравнение было получено при исследовании, в котором принимало участие 50 человек. PS –

процент людей, выбравших конкретную скорость движения воздуха при известной температуре

Модель TS

Уравнение модели представляет собой прогнозирование теплового ощущения с использованием линейной функции температуры воздуха и парциального давления паров [11]. Уравнение записывается как:

$$TS = 0,24T_a + 0,248p - 6,475, \quad (12)$$

где T_a – температура воздуха (°C); p – парциальное давление паров (кПа).

Уравнение было получено в ходе исследований аналогичных моделей, описанных в предыдущих разделах.

Адаптивные модели

Адаптивные модели [20] позволяют рассчитывать комфортные условия в помещении с учетом изменений наружного климата. Уравнения могут быть применены как к помещениям с системой управления микроклиматом, так и без нее:

$$T_n = 23,9 + \frac{0,295 \cdot (T_{mmo} - 22)}{e - \left[\frac{(T_{mmo} - 22)}{24\sqrt{2}} \right]^2}, \quad (13)$$

$$T_n = 9,22 + 0,48 \cdot T_a + 0,14 \cdot T_{mmo}, \quad (14)$$

где T_n – нейтральная температура; T_a – температура воздуха; T_{mmo} – среднемесячная температура наружного воздуха.

RC-модель

В расчетах тепловых процессов методом электротепловой аналогии нередко в качестве аналога напряжения принимают разность температур между рассматриваемыми точками тепловой цепи, а в качестве аналога электрического тока – тепловой поток в цепи [21]. Однако часто используют и другой вид электротепловой аналогии, где в качестве аналога для теплового потока принимают производную по времени от энтропии системы ST [11, 22]: В этом случае произведение теплового потока (реакции) и теплового напряжения (воздействия) имеет размерность мощности (Вт).

Таблица 1 иллюстрирует соответствие между понятиями тепловой и электрической RC-моделей.

Таблица 1

Сопоставление понятий тепловой и электрической RC-моделей

Тепловая модель	Электрическая модель
Температура $U_T = T$ (К)	Напряжение U (В)
Изменение энтропии во времени $I_T = \frac{dS}{dt}$ (Вт/К)	Сила тока I (А)
Сопrotивление $R_T = \frac{U_T}{I_T} = \frac{T_{cp} \cdot l}{\lambda \cdot s}$ (K ² /Вт): T_{cp} – средняя температура, l – длина и площадь поперечного сечения тепловой цепи, λ – коэффициент теплопроводности	Сопrotивление R (Ом)
Емкость $C_T = \frac{ST}{T_{cp}} = \frac{c_p \rho}{T} s V_o$ (Дж/К ²): V_o – объем, в котором происходит теплообмен; c_p – удельная теплоемкость при постоянном давлении; ρ – плотность вещества	Емкость C (Кл/В)

Выведенные соответствия позволяют описать тепловые процессы как систему линейных дифференциальных уравнений и оценить динамические изменения параметров в реальном времени, используя метод энергоинформационных моделей [11].

ПИД-регулирование

Все модели на основе пропорционально-интегрально-дифференциального регулятора (ПИД-регулятора) можно разбить на две группы. В первой группе ПИД-регулятор используется для поддержки заданного значения температуры в помещении с достаточно высокой точностью. При этом ПИД-регулятор может не использовать какую-либо математическую модель термодинамических процессов в системе ОВК. Во второй группе показатель PMV используется как некий регулируемый параметр.

В первой группе ПИД-закон регулирования обеспечивает достаточно высокую точность

поддержания температуры. Мощность N , которая должна выделяться нагревателем, выраженная в процентах от его максимальной мощности, рассчитывается по формуле [23]:

$$N = \frac{100}{K_p} \left(\Delta T + \frac{1}{K_i} \int_0^1 \Delta T dt - K_d \frac{dT}{dt} \right) \quad (15)$$

где K_p , K_i , K_d – пропорциональный, интегральный и дифференциальный коэффициенты регулирования соответственно (ПИД-коэффициенты).

Существует проблема подбора этих трех коэффициентов, что требует разработки эффективных правил проектирования контроллера для каждого здания. Процедура настройки может занимать достаточно много времени. Кроме того, большие отклонения температуры от среднестатистических значений могут быть обработаны с ошибками.

Во второй группе модуль PMV включается в контур управления [24, 25]. На рис. 2 показаны две схемы управления с использованием модуля PMV в контуре ПИД-регулирования.

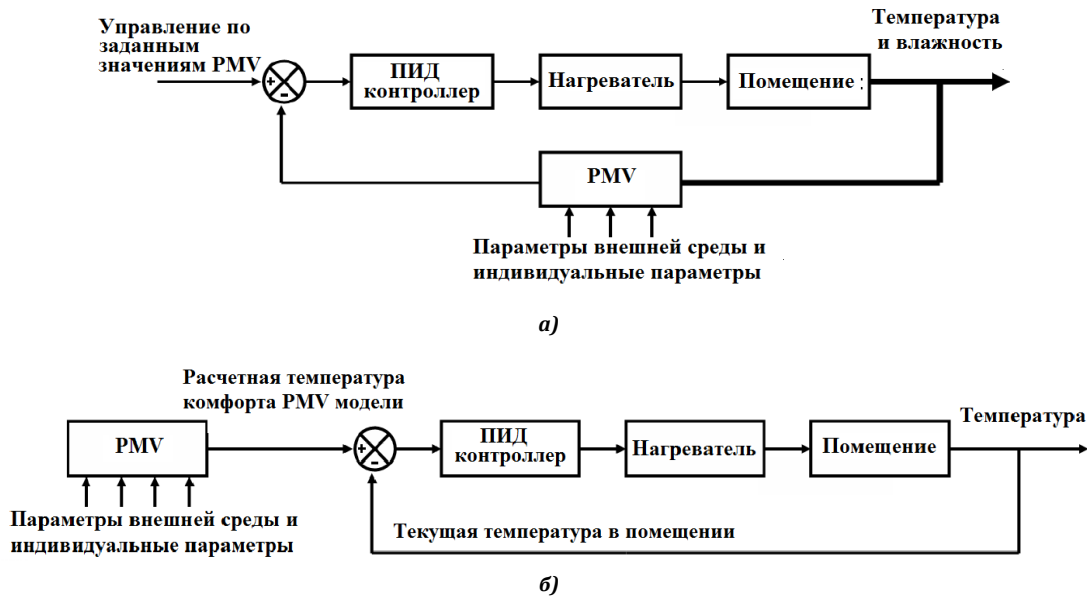


Рис. 2. Схемы управления на основе модуля PMV

В схеме 2а вычисляется разность между текущим и идеальным значением PMV (идеальное значение $PMV = 0$); в схеме 2б вычисляется разность между измеренной температурой в помещении и расчетной температурой комфорта в модуле PMV.

Интеллектуальное управление на основе нечеткой логики

Управление на основе методов теории нечетких множеств применяется в нелинейных системах, идентификация которых слишком трудоемка. При этом используются знания эксперта для управления такой системой. С помощью нечеткой логики можно описать уровни теплового комфорта лингвистически, без точных оценок температуры или влажности в помещении.

Применение нечеткого логического управления к системам вентиляции, кондиционирования и отопления в зданиях эффективно, так как это нелинейные системы с динамически изменяющимися параметрами.

Системы с нечеткой логикой функционируют по следующему принципу: показания измерительных приборов фаззифицируются (переводятся в нечеткий формат), обрабатываются, дефаззифицируются и в виде обычных сигналов подаются на исполнительные устройства (например, на частотный регулятор двигателя компрессора кондиционера).

Функции системы с нечеткой логикой направлены на стабилизацию значений температуры, относительной влажности, подвижности воздуха

и других параметров в помещении. На рис. 3 представлена система, в которой пользователь может задать весовой коэффициент соотношения комфорт/экономика. Многокритериальная

оптимизация трех номинальных значений параметров (T_i^{*nom} , AER^{*nom} , $B^{*pos,nom}$) основана на нечетком алгоритме, который подробно описан в [26].

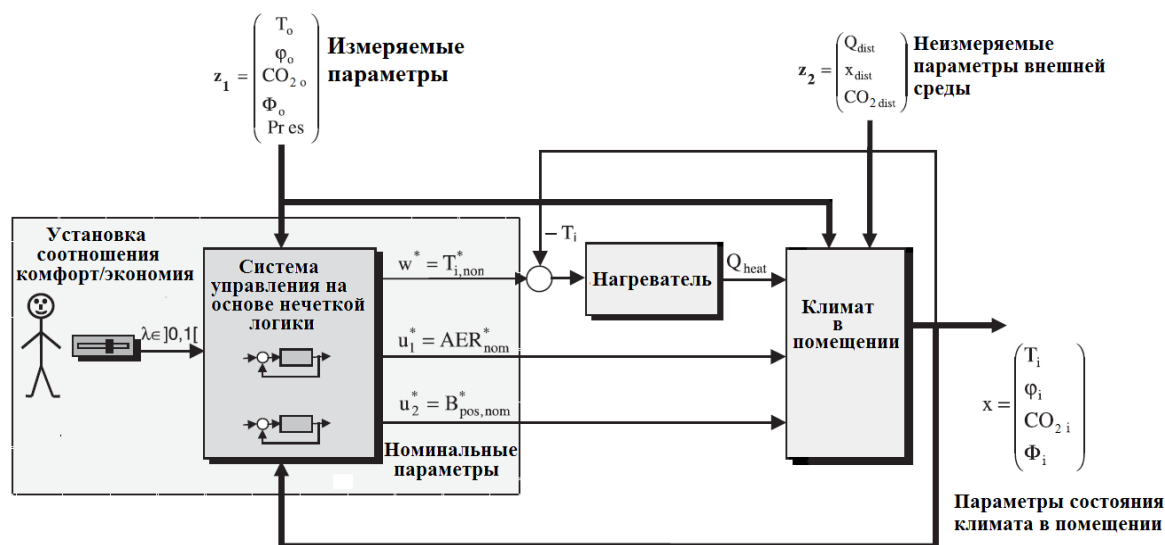


Рис. 3. Схема нечеткой системы мониторинга и управления климатом в помещении

T_o, T_i – внешняя и внутренняя температуры ($^{\circ}C$);
 T_i^{*nom} – оптимальная номинальная температура ($^{\circ}C$);
 ϕ_o, ϕ_i – внешняя/внутренняя относительная влажность (%);
 $CO_{2,o}, CO_{2,i}$ – внешняя/внутренняя концентрация CO_2 (mg/m^3);
 Φ_o, Φ_i – внешняя/внутренняя освещенность (лк);
 AER^{*nom} – оптимальная норма воздухообмена (1/час);
 $B_{pos,nom}^*$ – оптимальное положение жалюзи (1/0);

Pr_{cs} – присутствие человека (0/1);
 λ – весовой коэффициент (0...1);
 Q_{heat} – мощность нагрева (Вт);
 Q_{dist} – внешние источники тепла (Вт);
 x_{dist} – внешние источники влажности (г/кг/час);
 $CO_{2,dist}$ – внешние источники CO_2 ($mg/m^3/час$)

Другие системы управления с нечеткой логикой используют параметры PMV, определяющие для человека комфорт окружающей среды по величине индексов дискомфорта D_n и измерению ряда параметров (температура, влажность, концентрация углекислого газа, освещенность, скорость движения воздуха и др.). Человек в такой системе выступает в роли не только дополнительного теплогенератора, но и интеллектуального датчика. Благодаря субъективному восприятию состояния воздуха человек отмечает личные ощущения в виде лингвистических выражений: тепло, холодно, влажно, сухо, комфортно и т. п. Эти выражения преобразуются в нечеткие значения, которые ассоциируются со значениями функций теплового комфорта. За эталон берутся стандартные предпочтения людей, пользующихся такой системой. Величины D_n отражают уровни различных факторов, от значения которых зависит комфорт человека: температура, влажность, интенсивность воздушных потоков, тип одежды (летняя/зимняя) и др. [27].

Такие системы позволяют моделировать нелинейные функции любой сложности при достаточно высоком быстродействии и устойчивости системы.

Преимуществами нечетких систем управления по сравнению с классическими моделями являются: плавное изменение температуры и относительной влажности; соблюдение допустимой скорости потока воздуха; поддержка нормированного газового состава в помещении; подбор оптимального режима работы при заданных условиях кондиционирования; экономия электроэнергии до 20 %; малое количество используемых датчиков; быстрый выход системы на заданные параметры.

К недостаткам нечетких систем можно отнести экспоненциальное возрастание сложности вычислений при увеличении количества входных переменных и, как следствие, увеличение количества правил в базе, что существенно усложняет понимание работы системы.

Интеллектуальное управление на основе искусственной нейронной сети

Для обеспечения более высокого уровня автоматизации управления в ОВК часто используется управление на основе нейронных сетей. Нейронные сети работают как модель «черного ящика», не требуя никаких предварительных знаний о здании или климатической подсистеме. Простейшая модель двухслойного нейросетевого контроллера с двумя входами

и одним выходом показана на рис. 4. Здесь Δx – разность между опорным сигналом PMV и измеренным сигналом PMV (сигнал обратной связи), $\dot{\Delta x}$ – производная этой разности по времени, а u – управляющий сигнал в зону кондиционирования.

Входные сигналы Δx и $\dot{\Delta x}$ умножаются на весовые коэффициенты (синаптические веса) w_{11} и w_{12} и суммируются в результирующий сигнал, смещенный на величину w_0 .

Система уравнений, описывающая процессы в нейронной сети [4]:

$$v = w_{11}\Delta x + w_{12}\dot{\Delta x} + w_0 b \quad (16)$$

$$u = f(v) = \frac{1}{1 + \exp(-v^2)} \quad (17)$$

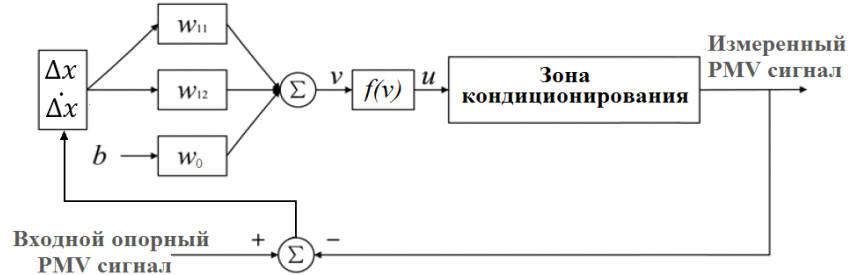


Рис. 5. Модель нейросетевого контроллера

Выходные данные сети вычисляются на основе входных данных, весов сети и передаточных функций. Обучение нейронной сети сводится к регулированию ее весовых коэффициентов таким образом, чтобы минимизировать функцию активации.

Модели, использующие искусственные нейронные сети, обладают способностью к адаптации через процесс настройки, и они все чаще используются в инновационных системах управления тепловым комфортом в здании. Согласно исследованию [3], количество слоев нейронной сети колеблется от 2 до 6, а суммарное количество нейронов в сети – от 12 до 500.

Нейросетевые модели делают возможной обработку большого количества входных переменных и данных, что позволяет предсказывать потребление энергии и обеспечивает надежную работу системы.

Нейро-нечеткие системы интеллектуального управления

Применение методов нечеткой логики в управлении системами ОВК затруднено по следующим причинам:

- увеличение входных переменных (температура, влажность, освещенность, тепловой комфорт и др.) повышает сложность вычислений экспоненциально;

$$\begin{aligned} \Delta w_{ij} &= -\eta \frac{\partial E}{\partial w_{ij}} = \\ &= -\eta \cdot \frac{\partial E}{\partial(\text{PMV})} \cdot \frac{\partial(\text{PMV})}{\partial u} \cdot \frac{\partial u}{\partial w_{ij}} = \quad (18) \\ &= \pm \eta^* \cdot \frac{\partial E}{\partial(\text{PMV})} \cdot \frac{\partial u}{\partial w_{ij}} \end{aligned}$$

где v -- вход в выходном слое нейронной сети (NN); w_{11} и w_{12} – синаптические веса; w_0 – синаптический вес фиксированного входного смещения $b = 1$; $f(v)$ – функция активации (однополярная сигмоидная функция); u – выход в выходном слое; η^* – параметр скорости обучения.

- как следствие, увеличивается база правил, что затрудняет ее восприятие.

Для преодоления этих проблем и разработки базы оптимальных правил используют нейро-нечеткие модели, сочетающие как нечеткую логику (нечеткие правила), так и искусственные нейронные сети (нейронный механизм реализации этих правил). Типичные способы реализации нейро-нечетких моделей для систем управления приведены в [28].

Совместное использование аппарата искусственных нейронных сетей (ANN) и нечеткой логики (FLC) позволяет проводить идентификацию сложных нелинейных динамических объектов и синтезировать для них нелинейные законы управления, что дает возможность решать рассматриваемую задачу синтеза системы управления в условиях неопределенности на основе имеющихся экспериментальных данных, полученных на объекте.

В работе [29] рассмотрена искусственная нейронная сеть, которая выполняет прогноз внутренней температуры на основе метеоусловий и подает эти данные на блок нечеткой логики, управляющий системой кондиционирования (рис. 5). Благодаря наличию динамической обратной связи с пользователем система устанавливает комфортную температуру в помещении с учетом предпочтений человека.

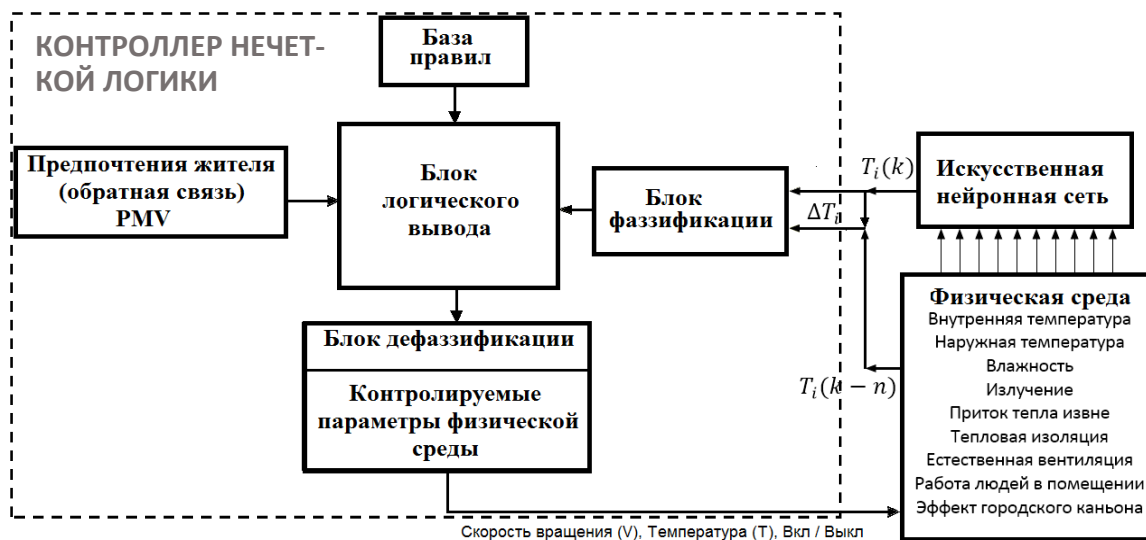


Рис. 5. Архитектура системы с нейро-нечеткой логикой

Мультиагентные системы управления

Мультиагентная система управления – это система, образованная несколькими взаимодействующими интеллектуальными агентами (контроллерами), способными получать, хранить, обрабатывать и передавать информацию в интересах решения как собственных, так и общих для группы объектов задач.

Для управления микроклиматом в здании можно выделить следующие параметры: индекс PMV, уровень освещенности (лк) и концентрация углекислого газа CO₂ (ppm). Исполнительные устройства, позволяющие регулировать микроклимат: система отопления/охлаждения, механическая вентиляция, жалюзи и электрическое освещение. В работе [4] для управления климатом в помещении используется несколько локальных контроллеров-агентов (FCA1...FCA3) нижнего уровня. Управление ими осуществляет

контроллер более высокого уровня – интеллектуальный координатор.

Контроллер FCA1: входной сигнал – уровень освещенности, выходы – управляющие сигналы на жалюзи и электрическое освещение. Контроллер FCA2: входные сигналы – индекс PMV и внешняя температура, выходы – управляющие сигналы в систему ОВК, на жалюзи и на открытие/закрытие окон. Контроллер FCA3: входные сигналы – концентрация CO₂ и скорость ее изменения, выход – управляющие сигналы на открытие/закрытие окон.

Операции связи контроллера-агента с его окружением схематически изображены на рис. 6. Для каждого контроллера агента FCA_i (i = 1–3) есть сигнал активации $w_i = f(inputs_i, q_i)$, где переменная q_i обозначает состояние контроллера-агента. Сигнал активации a_i делает контроллер-агент активным ($q_i = 1$) или неактивным ($q_i = 0$).

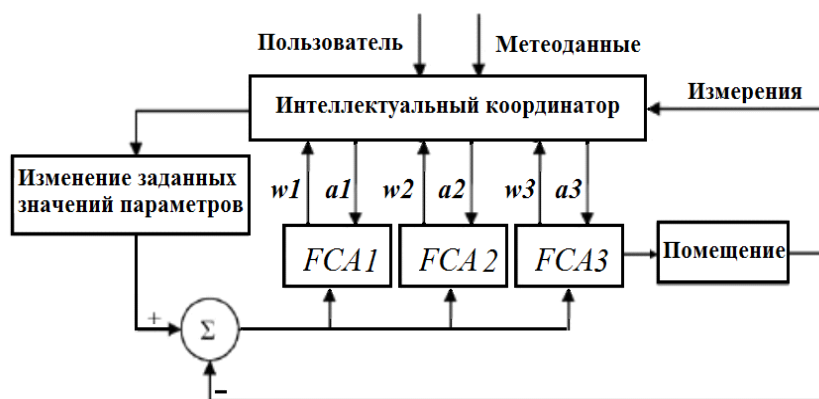


Рис. 6. Блок-схема мультиагентной системы (FCA1...FCA3 – контроллеры-агенты)

В определенный дискретный момент времени контроллер-агент выполняет ряд коммуни-

кационных задач. Во-первых, он получает выборку текущих измерений параметров микро-

климата в помещении и использует их для вычисления сигнала активации (a_i), который отправляет интеллектуальному координатору. Когда интеллектуальный координатор получает все сигналы активации от контроллеров, а также текущие метеоданные, индекс PMV, измеренные параметры среды, то он принимает решение и отправляет сигналы на активацию или деактивацию каждого агента. Если контроллер-агент получает положительное подтверждение, он становится (или остается) активным, в противном случае он становится (или остается) неактивным. Наконец, если контроллер-агент активен, он вычисляет управляющее воздействие и посылает его к исполнительным механизмам. Более подробную информацию можно найти в статье [4].

Применение генетических алгоритмов для настройки контроллеров с нечеткой логикой

Генетические алгоритмы позволяют осуществить многокритериальную оптимизацию множества параметров внешней и внутренней среды в помещении с учетом предпочтений пользователя быстрее, чем другие методы случайного поиска. При этом обеспечивается сходимость и устойчивость вычислений.

Генетические алгоритмы используются для поиска оптимальных параметров регулято-

ров системы ОВК, для поиска оптимальных положений функций принадлежности в фаззи-регуляторах и для обучения нейронных сетей, а также для идентификации моделей объектов управления. Чаще всего они используются совместно с нейронными сетями и контроллерами с нечеткой логикой.

В работе [3] приведено несколько типов генетических алгоритмов и описано их применение для управления системами ОВК. На рис. 7 представлен фрагмент системы управления ОВК с переменным расходом воздуха (VAV) для многоэтажного крупного здания [13], который включает в себя модуль моделирования VAV и модуль оптимизации на основе двух генетических алгоритмов. Инструмент сбора данных принимает и обрабатывает измеренные данные через Интернет (то есть неполные, нечеткие данные). Инструмент прогнозирования нагрузки предсказывает на период оптимизации с использованием онлайн измеренных данных предыдущего периода. Инструмент выбора оптимальных решений используется для выбора решения в соответствии с двумя целевыми функциями: обеспечение теплового комфорта в помещениях $f(PMV)$ и минимизация энергозатрат $f(E)$.

Оперативные данные измерений

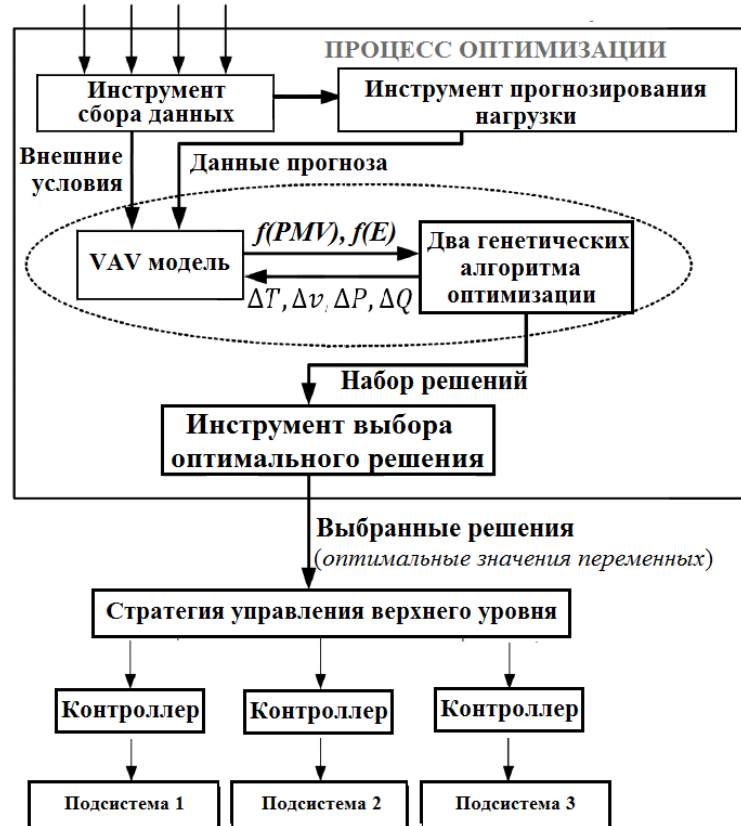


Рис. 7. Фрагмент системы управления ОВК с переменным расходом воздуха (VAV) на основе генетических алгоритмов

В каждый период оптимизации Δt программа генетического алгоритма посылает заданные

значения в модуль VAV, где вырабатываются новые значения целевых функций $f(PMV)$ и $f(E)$.

Модель VAV определяет использование энергии и показатели теплового комфорта в зависимости от изменения внешних условий и параметров внутри помещения (независимые переменные), а также учитывает пробные значения, генерируемые генетическим алгоритмом (зависимые переменные).

Заключение

Управление микроклиматом в помещении является сложной задачей, в рамках которой необходимо учитывать непрерывно изменяющиеся воздействующие условия. Для выполнения этой задачи было разработано и применяется множество различных методов управления. Та или иная стратегия выбирается для использования в зависимости от проектируемого здания и условий его эксплуатации. Модели, относящиеся к так называемому «белому ящику», имеют узкую направленность, и среди них можно выделить как наиболее универсальную модель Фангера (PMV/PPD).

Модели «черного ящика», основанные на методах интеллектуальных вычислений, позволяют достичь требуемого баланса между обеспечением приемлемого уровня комфорта и снижением энергопотребления. Такие модели облают рядом недостатков, к которым можно отнести: потребность в большом количестве данных и сложность настройки при увеличении их числа, длительный процесс обучения. В то же время популярными эти модели делают их преимущества: высокая точность, быстродействие, устойчивость к динамически изменяющимся внешним условиям, надежное прогнозирование, гибкость в управлении.

Таким образом, рассмотренные модели обладают возможностями для поддержания теплового комфорта в помещении, и для достижения этой цели наиболее эффективным является использование методов интеллектуального вычисления.

Список литературы

1. Петрова И. Ю., Зарипова В. М., Лежнина Ю. А. Проектирование информационно-измерительных и управляющих систем для интеллектуальных зданий. Направления дальнейшего развития // Вестник МГСУ. 2015. № 12. С. 147–160.
2. Метакоский М. Экономическая эффективность эксплуатации «Интеллектуальных объектов». URL: http://www.bacnet.ru/knowledge-base/articles/index.php?ELEMENT_ID=769 (дата обращения: 24.04.2016).
3. ГОСТ Р ИСО 7730-2009 7790-2009. Эргономика термальной среды. Аналитическое определение и интерпретация комфорта теплого режима с использованием расчета показателей PMV и PPD.
4. Dounis A. I., Caraiscos C. Advanced control systems engineering for energy and comfort management in a building environment: A review // Renewable and Sustainable Energy Reviews, 13. 2009. P. 1246–1261. URL: <http://top-technologies.ru/ru/article/view?id=33884> (дата обращения: 15.05.2016).
5. Kramer R., van Schijndel J., Schellen H. Simplified thermal and hygric building models: A literature review // Frontiers of Architectural Research. 2012. Vol. 1 (4). P. 318–325.
6. Perera D. W. U., Pfeiffer C. F., Skeie N.-O. Control of temperature and energy consumption in buildings – A review // International Journal of Energy and Environment. 2014. Vol. 5, Issue 4. P. 471–484.
7. Петрова И. Ю., Карпенко А. В. Модели управления микроклиматом в помещении // Фундаментальные исследования. 2016 № 7-2. С. 224–229.
8. Кувшинов Ю. Я. Теоретические основы обеспечения микроклимата помещения. М.: Изд-во Ассоциации строительных вузов, 2007. С. 26–27.
9. Низовцев М. И. Расчетно-экспериментальные исследования энергоэффективных элементов ограждающих конструкций и климатического оборудования зданий: дис. ... д-ра техн. наук. Тюмень, 2009. 305 с.
10. Luikov A. V. Systems of differential equations of heat and mass transfer in capillary porous bodies // Int. J. Heat Mass Transfer. 1975. Vol. 18. P. 1–14.
11. Табунщиков Ю. А., Бродач М. М. Математическое моделирование и оптимизация тепловой эффективности зданий. М.: АВОК-ПРЕСС, 2002. С. 174–175.
12. Устинов В. Микроклимат и качество воздуха в офисных зданиях. Сравнение норм России и ЕС // АВОК. 2015. № 3. URL: http://zvt.abok.ru/upload/pdf_articles/197.pdf (дата обращения: 24.04.2016).
13. Nassif N., Kaji S., Sabourin R. Optimization of HVAC Control System Strategy Using Two-Objective Genetic Algorithm // International Journal of HVAC&R Research. July 2005. Vol. 11. №. 3. P. 459–486.
14. Fanger P. O. Thermal comfort: Analysis and applications in environmental engineering // Danish Technical Press. 1970. P. 244.
15. Ahmad M. W., Mourshed M., Yuce B., Rezgui Y. Computational intelligence techniques for HVAC systems: A review // BUILD SIMUL. 2016. Vol. 9. P. 359–398, DOI 10.1007/s12273-016-0285-4.
16. Collotta M., Messineo A., Nicolosi G. and Pau G. A Dynamic Fuzzy Controller to Meet Thermal Comfort by Using Neural Network Forecasted Parameters as the Input // Energies. 2014. Vol. 7. P. 4727–4756. DOI 10.3390/en7084727.
17. Давыдова Ю. А., Черунова И. В., Сирота Е. Н., Савин В. С. Подходы в математическом моделировании системы теплообмена с участием человека // Современные наукоемкие технологии. 2014. № 5-2. С. 22–24.
18. Rabadi N. J., Developing a Software to Predict Thermal Comfort of Humans at Work // Jordan Journal of Mechanical and Industrial Engineering. 2011. Vol. 5. № 4. P. 359–368.
19. Alulciems A. and Szokolay S. V. Thermal Comfort // PLEA Notes. 1997. P. 65.
20. Ferreira A. P., Mose D., Jae C. Oh Thermal Faults Modeling using a RC model with an Application to Web Farms // 19th Euromicro Conference on Real-Time system (ECRTS'07). 2007. P. 113–124.
21. Fountain M., Huizenga C. A thermal sensation prediction software tool for use by the profession // ASHRAE Transactions. 1997. Vol. 103, part 2. P. 130–136.
22. Босворт Р. Ч. Л. Процессы теплового переноса. М.: Гостехиздат, 1957.
23. Зорин С. В. ПИД-закон регулирования. Методы нахождения ПИД-коэффициентов. URL: <http://www.termodat.ru/pdf/pid.pdf> (дата обращения: 12.05.2016).

24. Donaisky E., Oliveira G. H. C. and Mendes N. Real-time implementation of PID-based thermal comfort control algorithms // Proceedings of 19th International Congress of Mechanical Engineering (COBEM 2007), November 5–9, 2007, Brasilia, DF. URL: <http://www.abcm.org.br/anais/cobem/2007/pdf/COBEM2007-2052.pdf>
25. Kishore S. P., Yashwanth V., Suresh Kumar Real time thermal comfort sensing using a computer aided module // IJARECE. 2016. Vol. 5, issue 2. February. P. 412–415.
26. Gassmann O., Meixner H. Sensors in Intelligent Buildings, Volume 2. GmbH : Wiley-VCH Verlag, 2001. DOI: 10.1002/3527600302.
27. Aparicio P. et al. Control of HVAC system comfort by sampling // Proceedings of International Conference on Industrial Engineering and Operations Management (ICIEOM 2012). Portugal, Guimarães, July 9–11, 2012. P. 10.
28. Андриевская Н. В., Резников А. С., Черанев А. А. Особенности применения нейро-нечетких моделей для задач синтеза систем автоматического управления // Фундаментальные исследования. 2014. № 11. С. 1445–1449.
29. Zaripova V., Petrova I. System of Conceptual Design Based on Energy-Informational Model // PROGRESS IN SYSTEMS ENGINEERING. Proceedings of the 23rd International Conference on Systems Engineering, August, 2014, Las Vegas, NY. 2015. Series: Advances in Intelligent Systems and Computing, Vol. 1089. P. 365–373.

© А. В. Карпенко, И. Ю. Петрова

Ссылка для цитирования:

Карпенко А. В., Петрова И. Ю. Обзор моделей управления микроклиматом в помещении // Инженерно-строительный вестник Прикаспия : научно-технический журнал / Астраханский государственный архитектурно-строительный университет. Астрахань : ГАОУ АО ВО «АГАСУ», 2016. № 4 (18). С. 86–95.