

ТЕПЛОФИКАЦИЯ И ТЕПЛОВЫЕ СЕТИ

РАСПРЕДЕЛЕНИЕ ТЕПЛА ТЕПЛОВЫМ ПУНКТОМ СИСТЕМЫ ЦЕНТРАЛИЗОВАННОГО ТЕПЛОСНАБЖЕНИЯ НА ОСНОВЕ ПРОГНОЗИРОВАНИЯ НАГРУЗКИ¹

© 2024 г. Bingwen Zhao^{a, b, *}, Hanyu Zheng^{b, *}, Ruxue Yan^b

^aKeyi College of Zhejiang Sci-Tech University, Shaoxing, 312369 China

^bZhejiang Sci-Tech University, Hangzhou, 310018 China

*e-mail: 1353139749@qq.com

Поступила в редакцию 05.09.2022 г.

После доработки 10.11.2022 г.

Принята к публикации 25.11.2022 г.

Развитие системы централизованного теплоснабжения (СЦТ) — основного средства отопления городов и поселков в Китае — по-прежнему сопряжено с проблемами, связанными с эффективностью ее управления, а также с дисбалансом спроса и предложения, возникающим при распределении тепла. В результате энергия, получаемая зданиями от системы централизованного теплоснабжения, может составлять более половины общего энергопотребления. Для устранения такого дисбаланса был исследован процесс управления распределением тепла каждого теплообменного пункта в первичной сети. Ее тепловая модель создается с помощью рекуррентной нейронной сети (recurrent neural network — RNN), а набор данных, используемых для моделирования, представляет собой информацию, поступающую с функционирующих тепловых пунктов. С учетом модели прогнозирования тепловой нагрузки была предложена стратегия распределения тепла с целью усовершенствовать работу тепловых пунктов. Процесс оптимизации первичных расходов теплоносителя на каждом отдельном тепловом пункте сети осуществляется с помощью алгоритма оптимизации рои хаотических частиц (chaotic particle swarm optimization — CPSO) в соответствии с прогнозируемым значением нагрузки, а затем происходит регулирование расхода первичной сети с параметрами вторичной сети. Для проверки этой стратегии в графической среде Simulink было выполнено моделирование температуры воды, подаваемой во вторичную сеть теплового пункта. Результаты анализа полученных данных подтвердили, что предложенная стратегия является эффективной. Как итог, представленная в данной работе схема позволяет наиболее качественно распределять тепло от теплового пункта к потребителям.

Ключевые слова: система централизованного теплоснабжения, отопление по требованию, распределение тепла, хаотическая оптимизация рои частиц, рекуррентная нейронная сеть, прогнозирование тепловой нагрузки, имитационная модель

DOI: 10.56304/S0040363624040088

С развитием экономики мировое энергопотребление и объем выбросов углекислого газа в окружающую среду возрастают. Снижение энергетических затрат и сокращение выбросов CO₂ — общие для всех стран цели их развития. По данным Международного энергетического агентства, углерод, выделяющийся в процессе энергопотребления зданий, постепенно становится основным источником карбоновых выбросов на территории городской застройки [1]. Кроме того, согласно [2], энергетические ресурсы, используемые при строительстве и эксплуатации зданий в Китае, со-

ставляют 33% общего объема энергопотребления в городах. Чтобы выполнить экологические программы, принятые в стране, и уменьшить углеродный след, необходимо развивать сферу строительства и эксплуатации “зеленых” зданий.

Один из проектов национальной климатической программы Китая заключается в создании и развитии системы централизованного теплоснабжения в северных регионах страны. Темпы роста этой системы достигают 13% в год, а энергопотребление, приходящееся на централизованное теплоснабжение, соответствует 50–60% общего энергопотребления зданий и имеет тенденцию к постоянному увеличению [3]. Однако системы централизованного теплоснабжения в Китае не являются “умными” с точки зрения эксплуатации

¹ Работа выполнена при финансовой поддержке Фонда научных исследований Департамента образования провинции Чжэцзян (Y202147916) и Чжэцзянского научно-технического университета (YY20210015-J).

и регулирования, а на потери тепла приходится значительная часть энергозатрат. Реализация стратегии оптимального и эффективного регулирования и управления СЦТ позволит существенно снизить количество потребляемой тепловой энергии.

Для регулирования работы системы централизованного теплоснабжения требуется междисциплинарный подход. Традиционные способы регулирования основаны на опыте прогнозирования погодных условий, который зависит от стажа работы операторов, поэтому такой метод довольно грубый и приближенный. С развитием компьютерных технологий в СЦТ стали применяться более совершенные интеллектуальные методы управления. Было доказано, что алгоритм ПИД-регулирования [пропорционально-интегрально-дифференцирующего регулирования – proportional-integral-derivative (PID) control] более эффективен в управлении, чем ручной способ [4], и благодаря простоте его реализации занимает доминирующее положение во многих областях управления. Однако задать параметры ПИД-регулятора довольно сложно, поскольку изменение рабочих параметров объекта влияет на эффективность управления. Поэтому для повышения устойчивости регулирования требуются более совершенные методы.

В 2014 г. автор работы [5] рассмотрел концепцию централизованного теплоснабжения четвертого поколения – “интеллектуальное теплоснабжение”. На основе глубокого анализа данных, полученных в результате мониторинга тепловой сети, были сформулированы стратегии управления работой и регулирования каждой части тепловой сети, что позволяет более эффективно использовать тепловую энергию. Данные мониторинга сети служат основой для построения моделей оптимизации. Многие исследователи создавали математические модели с помощью физических формул. Построение таких моделей базируется на методах обработки данных. Однако многие системы не могут описываться моделями, построенными на физических формулах.

Авторы [6] создали искусственную нейросетевую модель управления уровнем и давлением воды в котле, выходные результаты которой хорошо согласуются с фактическими значениями. В [7] была использована концепция цифрового двойника и построена модель системы централизованного теплоснабжения, в которой потребности потребителя моделировались с помощью статистических данных. Идея создания модели прогнозирования нагрузки позволяет предсказать ее значение в любое время в будущем в соответствии с существующими характеристиками системы, природными условиями, потребительскими запросами и другими факторами в рамках заданной точности [8].

На основе реальных производственных данных авторы [9] создали модель прогнозирования объема пара, вырабатываемого на ТЭС, и применили ее для оптимизации распределения нагрузки. В [10] был предложен метод прогнозирования круглосуточного спроса на нагрузку с использованием искусственной нейронной сети, а также введен метод коррекции ошибок, базирующийся на онлайн-обучении и автокорреляции при изучении ошибок прогнозирования.

Авторы работы [11] рассмотрели различные алгоритмы для создания моделей прогнозирования нагрузки и обнаружили, что лучше всего для этого подходит GRU-алгоритм (gated recurrent unit – управляемые рекуррентные блоки). В [12] для отбора шести переменных, наиболее значимых при прогнозировании годового потребления тепла и темпов его роста, применяли метод поиска оптимальных дискриминантных коэффициентов и корреляционный метод Грея. Как итог, результаты экспериментов совпали с фактическими данными.

Авторы [13] добавили “фактор праздников” в число влияющих параметров (в эти дни могут происходить изменения в поведении людей и окружающей среде, которые способны воздействовать на определенные прогнозы или модели) и использовали три алгоритма машинного обучения для построения модели. Было установлено, что учет данного фактора улучшает результаты прогнозирования, что было особенно заметно при анализе праздничных дней.

Многие исследователи разрабатывают также более совершенные стратегии управления на основе изучения условий эксплуатации сетей, которые отражены в имеющихся эксплуатационных данных. Авторы [14] предложили стратегию распределения тепла при недостаточном теплоснабжении, при которой каждый тепловой пункт должен иметь одинаковый доступ к получению тепла. В [15] для системы централизованного теплоснабжения было рекомендовано ввести оптимальную и минимальную температуры распределения, а в качестве целевой функции для задачи оптимизации температуры воды, подаваемой в данную систему, были приняты минимальные экономические затраты на отопление.

Авторы [16] разработали динамическую линейную модель оптимизации температуры подачи воды с целью минимизировать эксплуатационные затраты СЦТ и использовали имитационное моделирование для проверки эффективности полученного решения. Вследствие больших масштабов такой системы наблюдается эффект запаздывания при регулировании, который приводит к серьезным потерям, но благодаря прогнозированию нагрузки можно подавать тепло к каждому тепловому пункту в объемах, соответствующих его

потребности. Поэтому некоторые исследователи применяют результаты прогнозирования нагрузки для разработки стратегий управления.

Авторам [17] удалось оптимизировать распределение нагрузки в городской системе централизованного теплоснабжения с несколькими источниками тепла путем разбиения ее на подсети. Показано, что эта схема может быть эффективна для улучшения передачи и распределения тепла. В [18] была построена оптимизационная модель распределения нагрузки в системе городского теплоснабжения с несколькими источниками тепла, был применен алгоритм роя частиц для решения задачи оптимального распределения нагрузки в многоцелевой модели.

В настоящее время прогнозирование распределения тепла используется в основном при изучении регулирования выработки тепла между его источниками, а исследования, посвященные распределению тепла в теплообменных пунктах системы централизованного теплоснабжения, пока немногочисленны. Однако вопрос о том, как разумно распределить тепло, вырабатываемое источниками, между теплообменными пунктами, также имеет большое значение для снижения потерь тепла. Для устранения дисбаланса между ранее упомянутым спросом и предложением необходимо провести мониторинг действующих тепловых пунктов и минимизировать нерациональное распределение тепла. Опираясь просто на расчетные значения, заложенные в систему, не очень эффективно. Поэтому в настоящей работе исследуется стратегия распределения тепла по тепловым пунктам с использованием прогнозируемого значения нагрузки в системе централизованного теплоснабжения.

Такая стратегии, рассматриваемая в данной статье, представляет собой схему, в которой применяются управляемый рекуррентный блок (GRU) и алгоритм оптимизации CPSO. Блок GRU задает модель первичной сети и модель прогнозирования нагрузки. Алгоритм оптимизации CPSO позволяет регулировать расход тепла, выделяемого по запросу потребителей с учетом их возможных будущих нужд.

МОДЕЛИРОВАНИЕ

Модель, основанная на блоках GRU

Сеть RNN широко применяется в области глубокого обучения (deep learning). Она подходит для обработки последовательностей данных, однако ее сложно обучать [19]. В настоящей статье для создания модели используется усовершенствованный вариант RNN-сети – блоки GRU.

Сети RNN могут обрабатывать серии событий во времени или последовательные пространственные цепочки, запоминая расположение

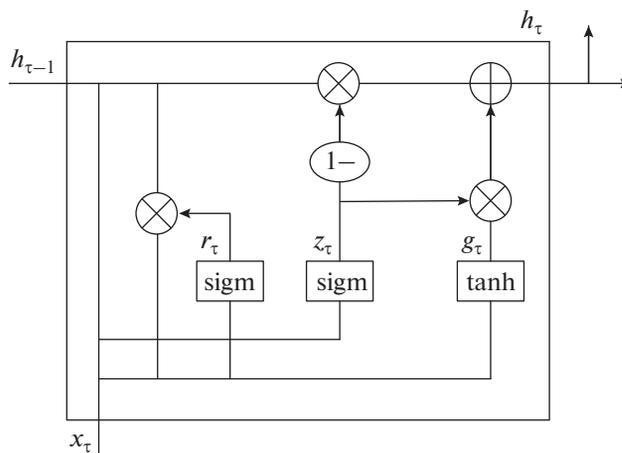


Рис. 1. Модуль GRU

данных и их связи, что позволяет анализировать любые семантические данные, при использовании которых важно, в каком порядке идут значения. Благодаря развитию компьютерных мощностей можно проводить масштабное обучение RNN-сетей [20]. Сеть с длительной кратковременной памятью (long short term memory – LSTM) – это специальная RNN-сеть со структурами, называемыми “вентильми”, которые могут контролировать количество проходящей через них информации. Усовершенствованная вариация LSTM, известная как сеть GRU, была создана в 2014 г. В отличие от LSTM, GRU содержит только вентили update gate и reset gate (вентили обновления и сброса информации), удаляет состояние устройства, используя только его скрытое состояние для передачи информации [21]. Таким образом, в отличие от LSTM, конструкция GRU, модульная структура которой показана на рис. 1, компактнее и имеет более высокую скорость работы. Формулы расчета модуля блока памяти GRU приведены далее:

$$z_{\tau} = \text{sigm}(W_z [h_{\tau-1}, x_{\tau}]); \quad r_{\tau} = \text{sigm}(W_r [h_{\tau-1}, x_{\tau}]);$$

$$g_{\tau} = \text{tanh}(W [r_{\tau} h_{\tau-1}, x_{\tau}]); \quad h_{\tau} = (1 - z_{\tau}) h_{\tau-1} + z_{\tau} g_{\tau};$$

$$y_{\tau} = \text{sigm}(W_0 h_{\tau}),$$

где z_{τ} , r_{τ} , g_{τ} – входы ячейки (различные входные данные, влияющие на вычисления внутри ячейки GRU на определенном временном шаге) для вентиля обновления, вентиля сброса и преобразования входных данных; τ – временной шаг или текущий момент последовательности; sigm, tanh – функции активации; W_z , W_r , W , W_0 – весовые матрицы; h_{τ} – выходная мощность устройства (обновленный вектор текущего состояния); x_{τ} – вход агрегата; y_{τ} – входной сигнал следующего блока (выходное значение скрытого слоя).

На первом этапе работы проводится моделирование первичной магистрали, состоящей из N тепловых пунктов. Полученная модель в дальнейшем закладывается в модель стратегии управления. Входными переменными являются рабочие данные тепловых пунктов в момент времени τ (температура и расход воды в подающем и обратном контурах, параметры воды во вторичной разводящей сети и т.д.) и метеорологическая температура в момент времени τ . Выходная переменная – тепло, подаваемое каждым теплообменным пунктом в момент времени τ . Модель позволяет устанавливать взаимосвязь между эксплуатационными параметрами и параметрами нагрузки. Входными переменными, необходимыми для прогнозирования нагрузки, выступают рабочие данные теплового пункта и тепловая нагрузка в момент времени τ , а также метеорологическая температура в момент времени $\tau + 1$. Выходной переменной является тепловая нагрузка в момент времени $\tau + 1$, которая используется для прогнозирования значения тепловой нагрузки на следующем шаге.

Рабочие параметры процессов, применяемые при моделировании, взяты из проектов с экспериментальными данными, полученными в реальных действующих сетях. Для этих данных характерны ошибочные точки (аномальные данные), такие как сбой устройства измерения и ошибка передачи данных, поэтому собранная информация должна быть предварительно обработана. В настоящей статье аномальные данные определяются и корректируются с помощью интерполяции Лагранжа, а входные параметры с различными размерностями и масштабами нормируются методом “max-min”, который позволяет отображать значение данных в диапазоне [0, 1]. Формула для определения нормированного значения имеет вид

$$x_{norm} = \frac{x - \min(x)}{\max(x) - \min(x)},$$

где $\min(x)$, $\max(x)$ – минимальное и максимальное значения данных.

Имитационная модель теплового пункта

Из-за масштабности и сложных условий работы системы центрального теплоснабжения цена проб и ошибок слишком высока, чтобы тестировать и верифицировать схему управления на практике, поэтому в большинстве случаев не удается убедиться в эффективности модели управления при проведении полевых экспериментов [22]. В этом случае можно воспользоваться моделью теплового пункта, созданной в графической среде Simulink на основе метода сосредоточенных параметров, который применяется для проверки ре-

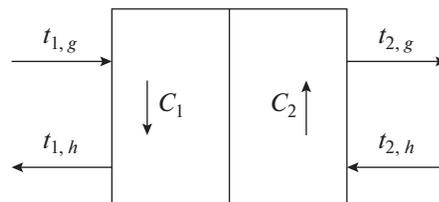


Рис. 2. Схема теплового пункта

зультатов прогнозирования, полученных с помощью модели.

Тепловой пункт – это элемент, соединяющий первичную магистральную сеть и вторичную распределительную сеть системы отопления (рис. 2). Предполагается, что температуры первичной и вторичной сторон теплообменника одинаковы. С учетом этого устанавливается модель теплообменника теплового пункта. Динамическая математическая модель теплообмена выглядит следующим образом:

для первичной сети

$$C_1 \frac{dt_{1,h}}{d\tau} = c_w G_1 (t_{1,g} - t_{1,h}) - q;$$

для вторичной сети

$$C_2 \frac{dt_{2,g}}{d\tau} = q - c_w G_2 (t_{2,g} - t_{2,h});$$

для определения количество тепла между первичной и вторичной сторонами на тепловом пункте

$$q = KA \frac{(t_{1,g} - t_{2,g}) - (t_{1,h} - t_{2,h})}{\ln \frac{t_{1,g} - t_{2,g}}{t_{1,h} - t_{2,h}}},$$

где C_1 – теплоемкость теплоносителя в первичной сети, Дж/К; $t_{1,h}$ – температура воды первичного возврата, °С; τ – время, с; c_w – удельная теплоемкость, Дж/(кг · К); G_1 – расход теплоносителя первичной сети, кг/с; $t_{1,g}$ – температура теплоносителя при первичной подаче, °С; C_2 – теплоемкость теплоносителя во вторичной сети, Дж/К; $t_{2,g}$ – температура теплоносителя при вторичной подаче, °С; G_2 – расход теплоносителя во вторичной сети, кг/с; $t_{2,h}$ – температура воды вторичного возврата, °С; K – коэффициент теплопередачи теплообменника, Вт/(м² · К); A – площадь поверхности теплообменника, м².

Основными компонентами имитационной модели Simulink обычно являются сигнал на входе, сигнал на выходе и промежуточная обработка. В соответствии с приведенными ранее дифференциальными уравнениями строится модель теплового пункта. Сигнал на входе представляет

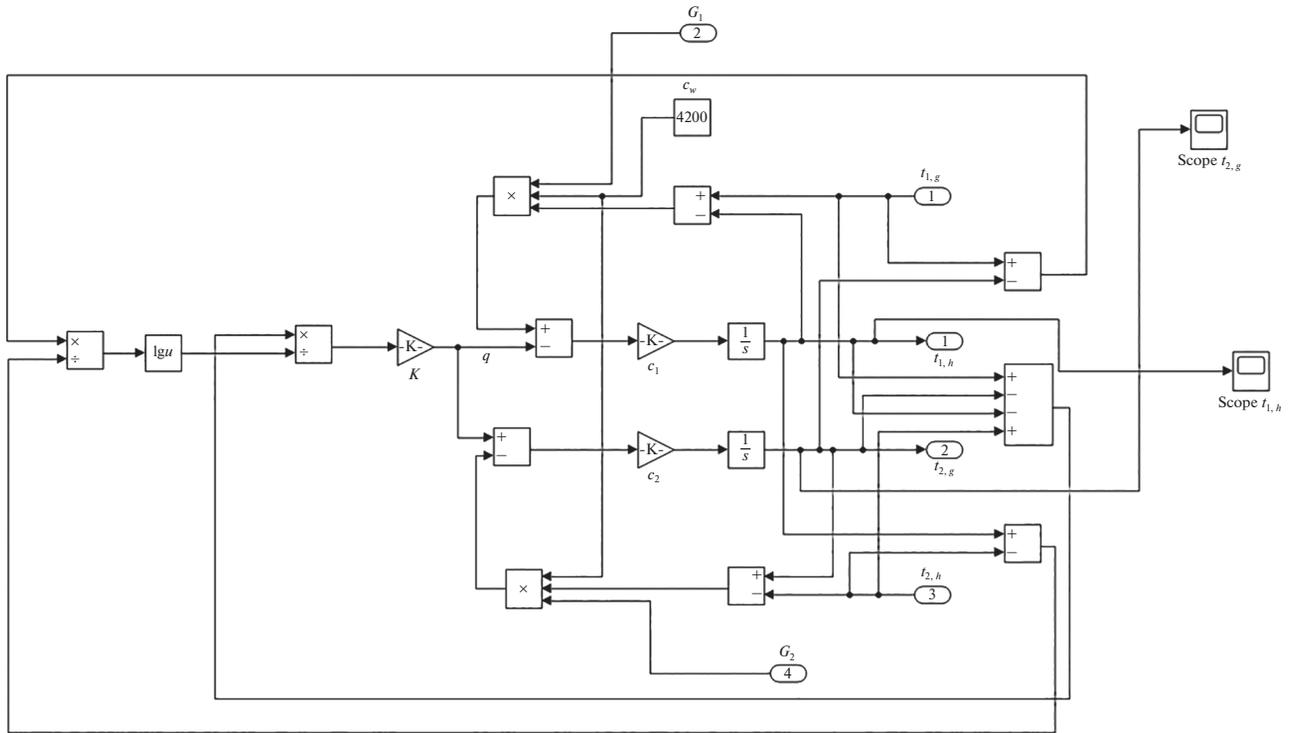


Рис. 3. Имитационная модель теплового пункта в среде Simulink.

$c_w = 4200$ Дж/(кг · К) – удельная теплоемкость воды; 1–4 – идентификаторы входных переменных (назначаеьм программой моделирования Simulink); $\frac{1}{S}$ – интеграция в модуль Simulink

собой выбранную входную переменную, а сигнал на выходе – выходную переменную моделирования, которая может быть отображена с помощью модуля Scope. Входными переменными имитационной модели теплового пункта, созданной в данной работе, являются температура воды при первичной подаче (воды, подаваемой из первичной сети), ее расход, температура воды вторичного возврата и расход воды при вторичной подаче, а выходные переменные – это температура воды при вторичной подаче и температура воды при первичной обратной подаче. Построенная модель показана на рис. 3.

СТРАТЕГИЯ УПРАВЛЕНИЯ

Алгоритм CPSO

Метод оптимизации с помощью алгоритма роя частиц разработан в соответствии с принципом природного стайного интеллекта. Он может быть скорректирован с помощью нескольких параметров и успешно применен для поиска оптимального решения в сложных пространствах. Этот метод представляет собой один из классических алгоритмов роевого интеллекта и обладает такими преимуществами, как более высокая скорость

вычислений и лучший поиск глобального экстремума, перед традиционными алгоритмами оптимизации [23]. Однако производительность традиционного алгоритма в значительной степени зависит от параметров, поэтому, чтобы преодолеть недостатки фиксированных параметров, в методе CPSO, применяемом в настоящей работе, используется адаптивный коэффициент инерции, вес которого зависит от значения пригодности (fitness value). Кроме того, для выхода из локального оптимума, куда могут попасть частицы, выбирается метод стохастического градиентного спуска [24]. Обновляемые во время итерации оптимизации формулы скорости v_{ij} и положения частиц x_{ij} имеют следующий вид:

$$v_{ij}(\tau + 1) = wv_{ij}(\tau) + c_1r_1[p_{ij}(\tau) - x_{ij}(\tau)] + c_2r_2[p_{gj}(\tau) - x_{ij}(\tau)]; \quad x_{ij}(\tau + 1) = x_{ij}(\tau) + v_{ij}(\tau + 1),$$

где w – коэффициент инерции; c_1, c_2 – константы скорости обучения; r_1, r_2 – однородные случайные числа в диапазоне $[0, 1]$; p_{ij} – местоположение оптимального решения для отдельной частицы; p_{gj} – местоположение оптимального решения для роя частиц.

Когда генерируется хаотическое возмущение, выбирается логистическое отображение для генерации хаотических переменных:

$$x_{n+1} = x_n \mu (1 - x_n); \quad 0 < x_0 < 1,$$

где μ – параметр ветвления; x_0 – начальное условие логистической карты (начальная хаотическая переменная).

Для гарантии того, что переменные, полученные путем отображения, всегда будут находиться в диапазоне $[0, 1]$, диапазон μ должен составлять $[0, 4]$.

В настоящей статье коэффициент инерции корректируется в соответствии с расстоянием до глобальной оптимальной точки:

$$w = \begin{cases} w_{\min} - \frac{(w_{\max} - w_{\min})(f - f_{\min})}{f_{avg} - f_{\min}}, & f < f_{avg}; \\ w_{\max}, & f \geq f_{avg}, \end{cases}$$

где w_{\min} , w_{\max} – минимальное и максимальное значение итерационного груза; f – значение целевой функции частицы на данном шаге (в реальный момент времени); f_{avg} , f_{\min} – среднее и минимальное значение целевой функции всех частиц.

Стратегия оптимизации, основанная на CPSO

Тепловой пункт – важная часть системы централизованного теплоснабжения, который отвечает за распределение тепла по вторичной сети. Задача распределения тепла по требованию (тепла, которое необходимо подать на пункт) представляет собой процесс оптимизации рабочих параметров тепловых пунктов и первичной сети. В настоящее время существует три метода управления: регулирование расхода теплоносителя, его температуры или температуры и расхода. Каждый из этих методов имеет свои преимущества и недостатки. Сложность регулирования системы центрального теплоснабжения состоит в том, что изменение рабочих параметров отдельного теплового пункта повлияет на рабочее состояние соседних пунктов. Метод управления, используемый в данной работе, заключается в регулировании первичного входного потока каждого теплового пункта для текущего оптимального обеспечения подачи тепла во вторичную сеть. Далее представлен способ получения оптимальной последовательности скоростей первичного потока тепла для каждого теплового пункта.

Отопление по требованию должно осуществляться таким образом, чтобы тепловой баланс каждого теплового пункта соответствовал запросам потребителей, а потери энергии были минимизированы. Оптимизацию первичного подведенного потока для каждого теплообменного пункта можно рассматривать как многопараметрическую нелинейную задачу с некоторыми огра-

ничениями. Поступающий первичный поток последовательно подбирается в ходе решения задачи оптимизации при постоянно меняющейся потребительской нагрузке на теплосеть. В настоящей статье прогнозируемое значение тепловой нагрузки каждого теплового пункта принимается в качестве выходного значения модели оптимального решения, задача оптимизации последовательности потоков решается путем итерации. Нагрузку каждого теплового пункта определяют в соответствии с моделью прогнозирования тепловой нагрузки, разработанной с помощью GRU. Процесс оптимизации, основанный на алгоритме CPSO, заключается в следующем:

1. Выполняется инициализация роя: задаются положение и скорость каждой отдельной частицы. Инициализация скорости выполняется на основе опыта частицы в нахождении индивидуального оптимального положения и оптимального глобального положения, найденного роём.

2. Проводится оценка пригодности. Для этого вычисляется значение целевой функции по установленной модели, в памяти фиксируются индивидуальное оптимальное значение для каждой частицы и глобальное оптимальное значение для роя частиц.

3. Обновляются положение и скорость частицы в соответствии с найденным значением пригодности, устанавливается новое значение инерционного веса с учетом расстояния до глобальной оптимальной точки.

4. Проводится проверка условий завершения итераций. При этом важно оценить, какой минимум достигнут: глобальный или локальный. Если рой попал в локальный минимум, выход осуществляется по алгоритмам хаотического поиска. Если глобальный минимум не достигнут, то поиск продолжается.

5. Оптимизация завершается посредством вывода полученных значений последовательности.

Целевая функция и ограничения итеративной оптимизации CPSO заключаются в следующем. В качестве целевой функции выступает “распределение по требованию”, т.е., если среднеквадратическая ошибка между распределением тепла и потребностью в нем после оптимизации расхода минимальна, значение целевой функции является оптимальным. Значение потребности в тепле рассчитывается с использованием выходного значения модели прогнозирования тепловой нагрузки:

$$y_j = \sqrt{\frac{1}{m} \sum_{i=1}^m (Q'_i - Q_i)^2}; \quad Z = \sum_{j=1}^n y_j,$$

где n – число или общее количество выборок; Q'_i – тепловая нагрузка, предсказанная с помощью модели ее прогнозирования; Q_i – фактическое

Таблица 1. Информация о тепловых пунктах

Тепловой пункт	Площадь обогрева, м ²	Расчетный расход теплоносителя, кг/с	Расстояние от источника тепла, м
FXJY	43000	5.33	17692
YHLJ	121 100	15.94	18213
HFHY	55400	7.44	18446
ХМYY	14000	1.42	18796
JHLY	29000	4.22	19046
JPY	21 500	2.92	19196

Примечание. FXJY – Fu Xing Jia Yuan; YHLJ – Yong He Li Jing; HFHY – Hong Fu Jia Yuan; ХМYY – Xi Ma Ya Yuan; JHLY – Jia He Li Yuan; JPY – Jin Ping Yuan.

(реальное) количество требуемого тепла; y_j – среднеквадратическая ошибка между значениями необходимого тепла в каждый момент времени и выходными значениями модели.

Имеется следующее ограничение. В процессе оптимизации предельный расход первичной сети каждого теплообменного пункта не должен быть меньше 0 и не должен превышать максимальный расчетный расход теплового пункта:

$$0 < G_i < G_{\max i},$$

где G_i – расход теплоносителя, который необходимо оптимизировать на тепловом пункте; $G_{\max i}$ – максимальный расчетный расход теплоносителя на тепловом пункте.

ЭКСПЕРИМЕНТАЛЬНАЯ ПРОВЕРКА

Для проверки описанной ранее схемы была проведена оптимизация тепловой сети, параметры которой представляли собой данные, полученные на реальном объекте. Затем с помощью разработанной имитационной модели было воспроизведено рабочее состояние. Результаты моделирования сравнивались с данными о реальном рабочем состоянии. Таким образом была подтверждена возможность использования имитационной модели для создания реального проекта с эксплуатационными характеристиками.

Информация о проекте

Для системы централизованного теплоснабжения, расположенной в провинции Хэнань (Китай), источниками тепла служат тепловая электростанция, а также 187 тепловых пунктов. Площадь обогрева составляет около 11 млн м², а отопительный период приходится на период с 15 ноября по 15 марта следующего года. Метод управления, применяемый для данной системы, базируется на контроле за текущими погодными условиями, управление является довольно грубым, расчетные параметры формируются на основе данных,

полученных при эксплуатации станции в предыдущие периоды, и могут существенно отличаться от фактических значений потребляемого тепла. Методы управления тепловыми пунктами одинаковы, поэтому в качестве базовой модели для дальнейшего исследования может быть выбран любой типичный тепловой пункт. Чем дальше от источника тепла (в данном случае – от ТЭС городской отопительной системы), тем больше вероятность возникновения дисбаланса между спросом на тепло и предложенным объемом его выработки. С учетом этого факта в настоящей статье для исследования были выбраны шесть тепловых пунктов, расположенных в конце одной ветви южной трубопроводной сети рассматриваемой системы. Информация о тепловых пунктах приведена в табл. 1.

Пример оптимизации

Данные обучающего набора, используемые в эксперименте для создания модели первичной сети централизованного теплоснабжения, представляют собой информацию о работе системы в отопительный период с 1 по 7 декабря, а данные, применяемые в опытах по оптимизации, берутся из отчетов о работе системы с 10 декабря, сведения о которой собираются каждый час. В первую очередь, исторические эксплуатационные данные используются для предсказания значения тепловой нагрузки на 10 декабря. Это значение получено с помощью модели прогнозирования, созданной нейронной сетью GRU, и представлено в табл. 2.

Далее распределение тепла осуществляется путем регулирования циркуляционного потока первичной сети. Необходимо согласовать значение тепловой мощности каждого теплового пункта модели первичной распределительной сети со значением прогнозируемого потребления тепла для данного теплового пункта. Задача оптимизации состоит в достижении минимума среднеквадратического отклонения этих двух параметров.

Таблица 2. Прогнозируемое значение тепловой нагрузки, кВт

Время	Тепловой пункт					
	FXJY	YHLJ	HFHY	XMMY	JHLY	JPY
1:00	797.9	1921.6	612.4	248.1	543.0	349.8
2:00	765.0	1908.4	1069.8	170.0	559.9	320.2
3:00	726.0	1801.4	610.0	264.1	516.1	417.7
4:00	731.6	1862.5	524.9	171.1	546.7	353.6
5:00	713.4	1782.2	660.3	194.4	518.5	347.3
6:00	730.9	1835.2	533.8	257.1	540.8	390.1
7:00	738.5	1843.6	644.0	94.4	545.9	481.4
8:00	729.4	1834.8	755.2	200.1	546.6	305.2
9:00	667.4	1848.5	616.8	282.7	538.6	378.5
10:00	720.4	1873.4	909.2	86.9	548.3	398.1
11:00	742.8	1721.0	618.9	118.3	524.8	355.8
12:00	727.5	1782.6	1006.4	151.7	550.6	373.9
13:00	749.5	1824.7	454.3	214.3	484.9	507.1
14:00	717.7	1760.8	311.1	154.7	532.2	328.7
15:00	708.0	1774.8	653.3	153.0	530.9	367.0
16:00	737.1	1863.8	971.6	234.3	536.9	383.3
17:00	724.3	1854.2	491.8	252.1	550.1	246.5
18:00	717.4	1823.0	864.4	111.2	564.6	344.7
19:00	762.4	1852.6	775.0	107.7	557.8	231.1
20:00	798.6	1891.7	376.4	180.8	595.1	423.1
21:00	764.4	1853.0	272.6	229.2	615.1	405.2
22:00	677.5	1854.6	1367.8	215.0	537.1	310.2
23:00	647.6	1830.6	859.6	159.6	525.5	439.1
24:00	736.9	1941.6	681.4	100.2	583.9	404.1

При использовании алгоритма оптимизации CPSO необходимо задать соответствующие управляющие параметры (далее приведены их значения, относящиеся к настоящей работе): размер роя частиц $N = 100$, коэффициент инерции $w \in [0.4; 0.8]$, константы скорости обучения $c_1 = c_2 = 1.5$, диапазон скоростей $v \in [-1, 1]$, веса оптимальных тепловых пунктов в диапазоне поиска $[0, 20]$, $[0, 50]$, $[0, 25]$, $[0, 10]$, $[0, 15]$, $[0, 10]$. Оптимизированный расход тепла тепловых пунктов, который определяется с помощью алгоритма CPSO, показан на рис. 4. На рисунке расход теплоносителя на пункте HFHY в некоторые моменты времени существенно меняется. Это объясняется тем, что его тепловая нагрузка сильно “скачет” в течение дня, а расход связан с прогнозируемой тепловой нагрузкой.

Результаты моделирования Simulink

Чтобы проверить, может ли оптимизация расхода улучшить работу системы централизованно-

го теплоснабжения, модель теплового пункта, разработанная в среде Simulink, была использована для моделирования температуры теплоносителя во вторичной сети и расчета разницы температур воды в подающей и обратной вторичной сети. Полученное значение было сопоставлено с реальной разностью рабочих температур воды во вторичной сети. Температура воды в трубопроводах первичной подачи, температура вторичного возврата и вторичный расход воды являются входными переменными моделирования, их значения соответствуют реальным данным, полученным на тепловых пунктах. Первичный расход задается как последовательность результатов оптимизации с помощью алгоритма CPSO. Результаты моделирования показаны на рис. 5. На этом рисунке кривая 1 (верхние рисунки) представляет разницу температур воды в подающем и обратном трубопроводах вторичной сети с неоптимизированным расходом, а кривая 2 — с оптимизированным последовательностью расходов. На нижних рисунках приведены графики требуемого реального количества тепла за тот же день.

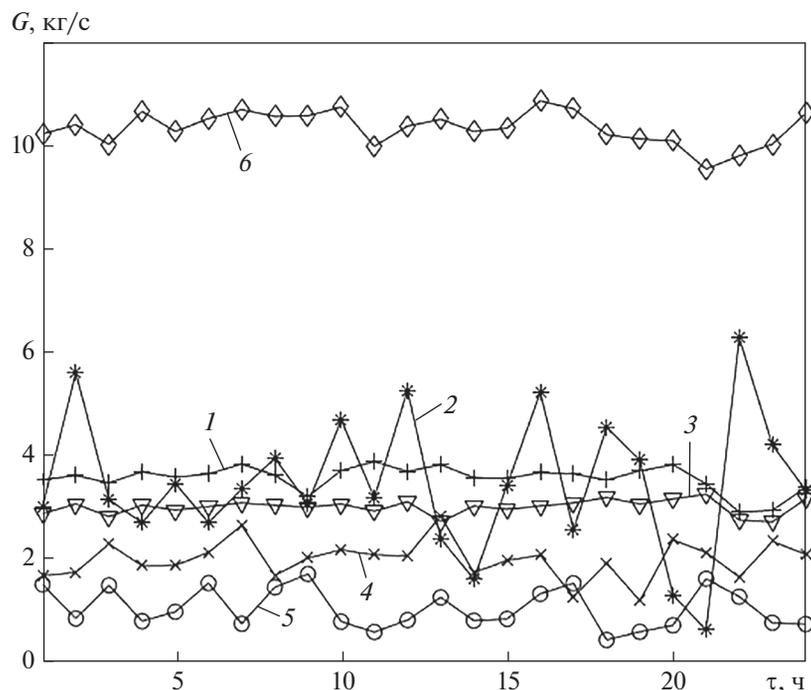


Рис. 4. Расход теплоносителя на тепловых пунктах.
 1 – FXJY; 2 – HFHY; 3 – JHLY; 4 – JPY; 5 – XMYU; 6 – YHLI

На рис. 5, а, когда нагрев в точках 8–10 и 19–23 (ось x) претерпевает значительные изменения, кривая 2 также меняется, в то время как кривая 1 имеет прежний вид. Более того, анализ коэффициента корреляции Пирсона показал, что коэффициент корреляции между кривой 2 и нагревом был на 0.57 больше, чем между кривой 1 и нагревом (см. рис. 5, а). Таким же образом, анализируя рис. 5, б–е, можно заключить, что коэффициент корреляции между кривой 2 и нагревом будет больше, чем между кривой 1 и нагревом; коэффициенты корреляции составляют 0.35, 0.46, 0.36, 0.06 и 0.08 соответственно. С учетом рис. 5 и результатов проведенного анализа коэффициентов корреляции можно сделать вывод, что тенденция изменения разницы температур воды в подающем и обратном трубопроводах вторичной сети на кривой 2 больше соответствует реальной кривой нагрева, чем на кривой 1. Можно также констатировать, что при оптимизированном расходе, когда количество подаваемого тепла изменяется в зависимости от запросов потребителей, разница температур воды в подающем и обратном трубопроводах вторичной сети имеет более выраженную тенденцию к изменению, что позволяет добиться эффективного распределения тепла и реализовать процесс отопления по требованию. Согласно рис. 5, в, г, запрос на подачу тепла на этих двух пунктах “скачет” много раз в течение дня, однако кривая 1 не меняется, что указывает на то, что первоначальный режим работы этих двух теп-

ловых пунктов далек от оптимального результата нагрева по требованию. Таким образом, на пунктах HFHY и XMLI произошли очевидные изменения (охватывающие почти 12 ч в сутки) до оптимизации и после нее, по сравнению с другими тепловыми пунктами. Выгода от оптимизации этих двух тепловых пунктов будет становиться больше, и работа данных тепловых пунктов, имеющих серьезные возможности для оптимизации, должна быть скорректирована в первую очередь.

ВЫВОДЫ

1. Для улучшения управления распределением тепла между тепловыми пунктами создается тепловая модель теплового пункта, изучается стратегия распределения тепла при использовании модели прогнозирования нагрузки. В качестве примера оптимизируется первичный расход воды в каждом тепловом пункте, когда изменение температуры воды в трубопроводах вторичной подачи моделируется с помощью имитационной модели Simulink. При сравнении полученных результатов выявлено, что оптимизированная последовательность расходов, определенная с помощью предложенной стратегии, позволяет достичь наиболее эффективного показателя использования тепла.

2. Согласно результатам моделирования, достигнутая степень эффективности различна для разных тепловых пунктов первичной сети. Опти-

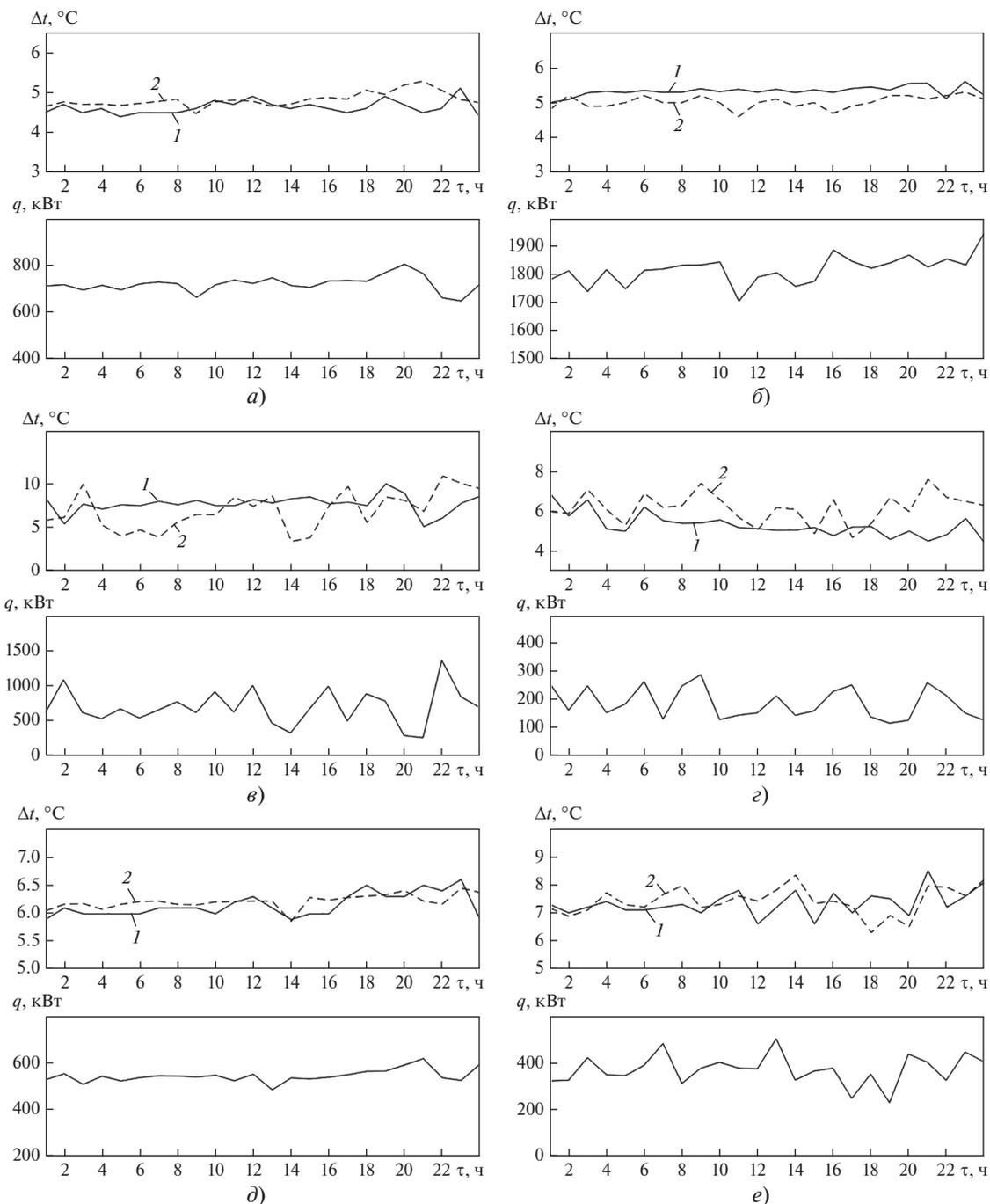


Рис. 5. Графики разницы температур (верхний рисунок) и количества тепла, требуемого к подаче (нижний рисунок), для тепловых пунктов FXJY (а), YHLJ (б), HFHY (в), XMYU (г), JHLY (д) и JPY (е) в один и тот же день. Разница температур воды в подающем и обратном трубопроводах вторичной сети: 1 – с неоптимизированным расходом; 2 – с оптимизированной последовательностью расходов

мизация расхода теплоносителя на тепловых пунктах с большим пространством для оптимизации может принести прибыль раньше, чем на остальных пунктах.

3. Результаты моделирования можно рассматривать как справочные значения в случае необ-

ходимости оптимизации каждого отдельного теплового пункта. Так как в настоящей работе при создании модели не было задано никаких особых условий, предложенная методика подходит для оптимизации расхода теплоносителя на большинстве тепловых пунктов. Однако эффект от предложенной стратегии зависит от выбора

модели первичной сети и принятых значений, таких как точность задания исходной тепловой мощности модели и прогнозируемого значения нагрузки.

СПИСОК ЛИТЕРАТУРЫ

1. US Energy Information Administration. International energy outlook 2019 with projections to 2050: Monthly Energy Review. Washington DC, 2019.
2. **Building** energy efficiency research center. Tsinghua University. Annual development research report of China building energy conservation 2021. China, Beijing: China Building & Building Press, 2021.
3. **Research** on Macro data statistics and improved analysis method of central heating energy consumption in Northern China / W. Na, Y.X. Zhang, J.S. Wu, Y. Wu // District Heating. 2019. V. 3. P. 22–27. <https://doi.org/10.16641/j.cnki.cn11-3241/tk.2019.03.004>
4. **Yabanova İ., Keçebaş A.** Development of ANN model for geothermal district heating system and a novel pid-based control strategy // Appl. Therm. Eng. 2013. V. 51. Is. 1–2. P. 908–916. <https://doi.org/10.1016/j.applthermaleng.2012.10.044>
5. **4th** Generation District Heating (4GDH): Integrating smart thermal grids into future sustainable energy systems / H. Lund, S. Werner, R. Wiltshire, S. Svendsen, J.E. Thorsen, F. Hvelplund, B.V. Mathiesen // Energy. 2014. V. 68. P. 1–11. <https://doi.org/10.1016/j.energy.2014.02.089>
6. **Oko E., Wang M.H., Zhang J.** Neural network approach for predicting drum pressure and level in coal-fired sub-critical power plant // Fuel. 2015. V. 151. P. 139–145. <https://doi.org/10.1016/j.fuel.2015.01.091>
7. **Experiences** from city-scale simulation of thermal grids / J. Simonsson, G. Schweiger, K.T. Atta, W. Birk // Resources. 2021. V. 10. Is. 2. P. 1–10. <https://doi.org/10.3390/resources10020010>
8. **Li Y.C., Fang T.J., Yu E.K.** Support vector machine for short-term load forecasting // CSEE 2003. V. 23. Is. 6. P. 55–58.
9. **Strunik D., Golob M., Avsec J.** Artificial neural networking model for the prediction of high efficiency boiler steam generation and distribution // Simulation Modell. Practice Theory. 2015. V. 57. P. 58–70. <https://doi.org/10.1016/j.simpat.2015.06.003>
10. **Improved** day ahead heating demand forecasting by online correction methods / F. Bünning, P. Heer, R.S. Smith, J. Lygeros // Energy Build. 2020. V. 211. P. 109821. <https://doi.org/10.1016/j.enbuild.2020.109821>
11. **Research** on heating load forecasting based on GRU neural network / Y. Jin, B.W. Zhao, H.Y. Zheng, W. Li // Sci. Technol. Bull. 2022. V. 1. P. 68–72. <https://doi.org/10.13774/j.cnki.kjtb.2022.01.011>
12. **Wang S., Wang P., Zhang Y.** A prediction method for urban heat supply based on grey system theory // Sustainable Cities Soc. 2019. V. 52. P. 101819. <https://doi.org/10.1016/j.scs.2019.101819>
13. **Improving** short-term heat load forecasts with calendar and holiday data / M. Dahl, A. Brun, O.S. Kirsebom, G.B. Andresen // Energies. 2018. V. 11. Is. 7. P. 1678. <https://doi.org/10.3390/en11071678>
14. **Fair** heat distribution under deficits in district heating networks / F. Agner, P. Kergus, R. Pates, A. Rantzer. Lund University, 2021.
15. **Distinguish** between the economic optimal and lowest distribution temperatures for heat-prosumer-based district heating systems with short-term thermal energy storage / H. Li, J. Hou, T. Hong, N. Nord // Energy. 2022. V. 248. P. 123601. <https://doi.org/10.1016/j.energy.2022.123601>
16. **Short** term optimization of district heating network supply temperatures / E. Ikonen, I. Selek, J. Kovacs, M. Neuvonen, Z. Szabo, J. Bene, J. Peurasaari // Proc. of the 2014 IEEE Intern. Energy Conf. (Energycon). Cavtat, Croatia, 13–16 May 2014. <https://doi.org/10.1109/ENERGYCON.2014.6850547>
17. **Investigation** of optimized network splitting of large-scale urban centralized heating system operation / W. Zhong, J. Chen, Y. Zhou, Zh. Li, Z. Yu, X. Lin // Energy Reports. 2020. V. 6. P. 467–477. <https://doi.org/10.1016/j.egy.2020.02.012>
18. **Lu K.** Real-time optimization of load scheduling for multi-source complementary urban heating system: Master thesis. Zhejiang University, 2018.
19. **Lipton Z.C., Berkowitz J., Elkan C.** A critical review of recurrent neural networks for sequence learning // Computer Sci. 2015. V. 4. P. 1–38. <https://doi.org/10.48550/arXiv.1506.00019>
20. **Review** of recurrent neural networks / L. Yang, Y.Q. Wu, J.L. W, Y.L. L // J. Computer Appl. 2018. V. 38. Is. S2. P. 1–6.
21. **Learning** phrase representations using RNN encoder-decoder for statistical machine translation / K. Cho, B. van Merriënboer, C. Gulcehre, D. Bahdanau, F. Bougares, H. Schwenk, Y. Bengio // Proc. of the 2014 Conf. on Empirical Methods in Natural Language Processing (EMNLP). Doha, Qatar, Oct. 2014. P. 1724–1734. <https://doi.org/10.3115/v1/D14-1179>
22. **A comparative** study of two simulation tools for the technical feasibility in terms of modelling district heating systems: an optimization case study / A. Dahash, S. Mieck, F. Ochs, H.J. Krautz // Simulation Modell. Practice Theory. 2018. V. 91. P. 48–68. <https://doi.org/10.1016/j.simpat.2018.11.008>
23. **Bao Z.Y., Yu J.Z., Yang S.** Intelligent optimization algorithm and its MATLAB example. 2nd ed. Beijing: Publishing House of Electronics Industry, 2016.
24. **Hierarchical** economic load dispatch based on chaotic-particle swarm optimization / Y. Zhu, Q. Li, Y. Feng, W. Han, F. Liu, C. Han., J. Zhou, F. Si // Proc. of the 9th Intern. Conf. on Natural Computation (ICNC). Shenyang, China, 23–25 July 2013. <https://doi.org/10.1109/ICNC.2013.6818031>

Heat Distribution of Heat Exchange Station in District Heating System based on Load Forecasting

Bingwen Zhao^{a, b, *}, Hanyu Zheng^{b, *}, and Ruxue Yan^b

^a Keyi College of Zhejiang Sci-Tech University, Shaoxing, 312369 China

^b Zhejiang Sci-Tech University, Hangzhou, 310018 China

*e-mail: 1353139749@qq.com

Abstract—District heating system is the main way of heating in cities and towns in China. The development of district heating system still has the problems of low intelligence and low control accuracy, and there is the imbalance of heat supply and demand in heat distribution. Resulting in the energy consumed by the district heating system can account for more than half of the total energy consumption of the building. In order to alleviate this imbalance, this paper studies the control of heat distribution of each heat exchange station in the primary network. The heat model of primary network is established by recurrent neural network (RNN), and the data set used for modeling is the operation data of heat exchange station in reality. Combined with the heat load prediction model, a heat distribution strategy was proposed to optimize the primary flow of the heat exchange station. According to the predicted value, chaotic particle swarm optimization (CPSO) algorithm is used to optimize the primary flow sequence of each heat exchange station, and then the primary flow is adjusted to control the heat distribution of the secondary network. Finally, Simulink simulation model is used to simulate the water supply temperature of the secondary side of the heat exchange station. And analyze the operation status of the secondary side, the results verify the effectiveness of the strategy. The model simulation results show that the heat distribution scheme proposed in this paper can effectively distribute the heat of the heat exchange station according to the heat demand.

Keywords: district heating system, on-demand heating, heat distribution, chaotic particle swarm optimization, recurrent neural network, heat load prediction, simulation model