

ИНТЕЛЛЕКТУАЛЬНОЕ УПРАВЛЕНИЕ ГОРОДСКОЙ СИСТЕМОЙ ТЕПЛОСНАБЖЕНИЯ С УЧЕТОМ ПРОГНОЗА ПОГОДЫ И ТЕХНИЧЕСКОГО СОСТОЯНИЯ ОБОРУДОВАНИЯ

В.Ю. Столбов

Пермский национальный исследовательский политехнический университет
Россия, 614990, Пермь, Комсомольский пр., 29
E-mail: valeriy.stolbov@gmail.com

В.Д. Онискив

Пермский национальный исследовательский политехнический университет
Россия, 614990, Пермь, Комсомольский пр., 29
E-mail: oniskivf@gmail.com

Р.Р. Каримов

ООО «СофтМенеджмент»
Россия, 614087, Пермь, ул. Малкова., 12
E-mail: r.karimov@softm.tv

Р.Ю. Банников

Пермский национальный исследовательский политехнический университет
Россия, 614990, Пермь, Комсомольский пр., 29
E-mail: bannikov.ru@inbox.ru

Г.В. Нетбай

Пермский национальный исследовательский политехнический университет
Россия, 614990, Пермь, Комсомольский пр., 29
E-mail: netbay.georgiy@gmail.com

Ключевые слова: система теплоснабжения, интеллектуальное управление, прогноз погоды, состояние теплосети, нейросети, виртуальный стенд.

Аннотация: Рассматривается интеллектуальная задача управления городской системой теплоснабжения с учетом прогноза погоды и текущего технического состояния оборудования. Для моделирования среды используется созданный виртуальный стенд, позволяющий имитировать функционирование некоторого многообразия теплосетей с учетом их топологии и инертности, теплопотерь и прогнозных погодных условий на заданный период времени. Построена и обучена на реальных статистических данных нейросеть в виде перцептрона с тремя скрытыми слоями. Обученная нейросеть была использована при прогнозном управлении локальной системой городского теплоснабжения. Представлены результаты решения демонстрационной задачи управления теплоснабжением, подтверждающие возможность применения предложенного интеллектуального управления в реальных условиях и приводящие к экономии газа для отопления.

1. Введение

Управление котельной, которая питает тепловую сеть с неизвестными теплофизическими характеристиками, является интеллектуальной задачей, относящейся к классу слабоформализуемых проблем. Действительно, если бы исследователю было известно все тепловые потери на каждом участке сети, а также в отапливаемых помещениях при разных температурах окружающей среды и в разные моменты времени, то задача относительно легко могла быть решена. К сожалению, сбор такой информации практически невозможен. Приходится ставить и решать задачу в условиях неопределенности.

Применение машинного обучения и нейросетей при решении слабоформализуемых задач управления, де-факто, стало стандартом, особенно в последнее время. При взрывном интересе к использованию методов искусственного интеллекта (ИИ) для решения разнообразных задач, работы, посвященные эффективному интеллектуальному управлению теплоснабжением, авторам не известны. Хотя в последнее время исследователи проявляют интерес к использованию методов ИИ для управления инженерными системами, обеспечивающими поддержание в заданных пределах параметров воздуха (температуры, влажности и химического состава) во внутренних помещениях зданий. В англоязычной литературе такие системы называют HVAC System (Heating, Ventilation, & Air Conditioning System). Задача управления HVAC близка к поставленной проблеме оптимального управления тепловой сетью, поэтому, прежде всего, вызывает интерес методы, которыми пользуются исследователи.

В работе [1] для создания безмодельной (model-free) оптимальной балансировки HVAC здания, которое было кондиционировано четырьмя кондиционерами, двумя электрическими чиллерами, градирней и двумя насосами, использовался современный метод обучения с подкреплением DQN. DQN снизил общее потребление энергии на 15,7% по сравнению с базовым режимом, сохранив концентрацию CO₂ в помещении ниже установленного ограничения. В работе [2] для повышения качества работы системы вентиляции метрополитена и снижения ее энергопотребления использовалась интеллектуальная система управления вентиляцией, основанная на алгоритме глубокого обучения с подкреплением. В этом исследовании также использовался алгоритм DQN (DeepRL). Построенная сеть позволила снизить потребление энергии до 14,4% и повысить качество воздуха.

Приведенные примеры показывают, что проблема интеллектуального управления тепловой сетью, относящиеся к HVAC системам, является актуальной, методы ИИ применимы и дают хорошие результаты, решение рассматриваемой задачи управления с использованием методов ИИ обладает новизной.

2. Постановка задачи прогнозного управления

Рассматривается интеллектуальная задача управления системой теплоснабжения с учетом прогноза погоды и изменяющегося состояния технического оборудования. Прогноз погоды берется из метеоданных для данной местности, а текущее состояние теплосети оценивается по текущим данным, получаемым от датчиков температуры и давления, установленным на выходе из котельной и на входах к потребителям. На рис. 1 показана условная схема теплосети, основными элементами которой являются узлы, образующими её топологию: тепловые коллекторы (ТК) и многоквартирные дома (МКД), соединенные между собой трубами, по которым доставляется теплоноситель. Теплосеть представляет собой древовидную структуру, лепестками которой являются МКД.

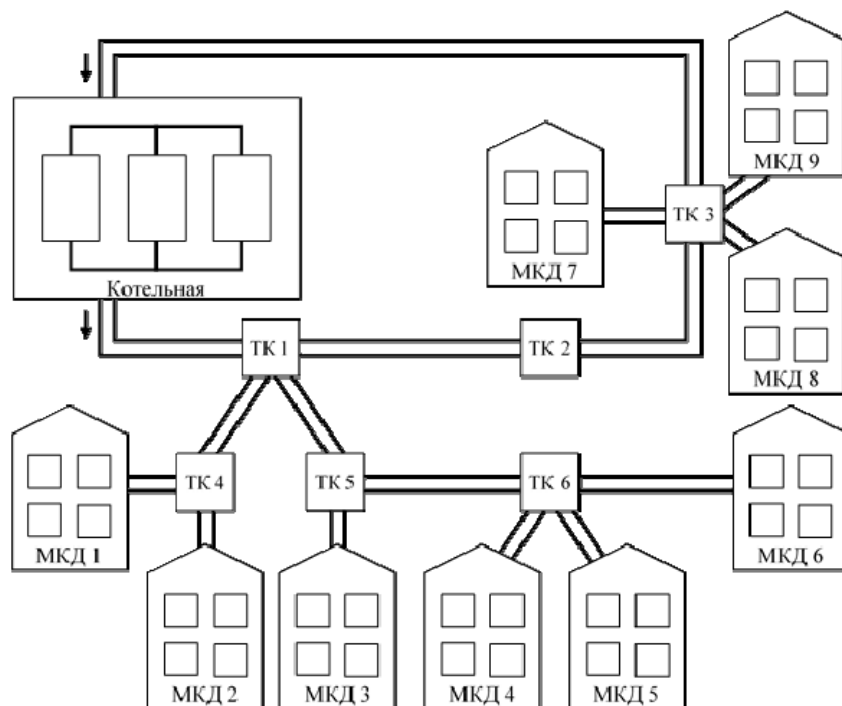


Рис. 1. Пример моделируемой древовидной структуры теплосети.

Требуется найти такую оптимальную температуру на выходе из котельной в каждый заданный момент времени, при которой будут выполняться следующие ограничения при заданной прогнозной температуре воздуха:

- полностью исключить отклонение температуры теплоносителя на входе в отапливаемые здания от наперед заданной в меньшую сторону;
- совокупное отклонение температуры теплоносителя на входе в отапливаемые здания от заданных в большую сторону должно быть минимальным.

Сформулированная выше задача прогнозного управления может быть записана в математическом виде как дискретная по времени задача управления температурой на выходе из котельной в зависимости от прогнозного значения температуры воздуха.

Пусть в некоторый момент t известно температурное состояние теплосети, а именно: T_k – температура воды на выходе из котла, T_i , $i=1\dots m$, – температура теплоносителя на входе в i -й МКД, m – количество потребителей в сети. Кроме того, в моменты t и $(t+\Delta t)$ известны наружная температура воздуха T_e и ее прогнозное изменение $T_e+\Delta T_e$ за время Δt . Необходимо определить такое изменение температура котла ΔT_k за время Δt , что в момент $(t+\Delta t)$ выполняются ограничения типа неравенства:

$$T_i(t+\Delta t) \geq T^*(T_e+\Delta T_e), \forall i=1\dots m.$$

Здесь T^* – нормативная температура теплоносителя на входе в МКД, зависящая от актуальной температуры наружного воздуха (определяется соответствующими нормативными документами из заданного температурного графика). При этом сумма

$$\sum_{i=1}^m (T_i(t+\Delta t) - T^*(T_e+\Delta T_e)) \rightarrow 0.$$

Следует отметить, поставленная задача имеет ряд особенностей, затрудняющих ее решение [3]. Во-первых, температуры на входе в дома зависят не только от T_k и T_e , но и от топологии теплосети, скорости движения теплоносителя, состояния теплосети и ее теплопотерь. Другими словами, зависимость между T_k и температурами T_i , $i=1\dots m$ носит сложный нелинейный характер, зависящий от многих факторов. Во-вторых, любая теплосеть обладает инерционностью, под которой понимается время запаздывания реакции изменения температуры на входе в дом от изменения

температуры на выходе из котельной. Это время заранее неизвестно и зависит от топологии сети и скорости движения теплоносителя. Безусловно, его целесообразно знать для выбора периода прогнозного управления.

Для моделирования среды используется созданный виртуальный стенд [4], позволяющий имитировать функционирование некоторого многообразия теплосетей (формируемого случайным образом с помощью стенда при выполнении физических и технологических ограничений) с учетом их топологии и инертности, теплотеря и прогнозных погодных условий на заданный период времени. После предварительного обучения разрабатываемой нейросети на больших данных, полученных с помощью виртуального стенда, она дообучается в реальных условиях теплоснабжения. Такой подход позволяет достаточно просто использовать данный интеллектуальный модуль для любых теплосетей, предполагая некоторый срок дообучения нейросети для учета их специфики.

3. Результаты

В качестве нейросетевых моделей рассматривались многослойные перцептроны и рекуррентные сети глубокого обучения типа LSTM [5]. В ходе построения оптимальной архитектуры нейросети были опробованы сети с 1, 2 и 3 скрытыми слоями. Лучшие результаты показал многослойный перцептрон с тремя скрытыми слоями. Для защиты от переобучения использовался метод dropout [6] с вероятностью 0.2. Количество входов в нейросеть соответствует числу потребителей в системе и равно m . На выходе получается значение температуры теплоносителя на выходе из котельной. Нейросетевая модель обучалась в ходе 200 итераций. В качестве функции потерь было выбрано квадратичное отклонение. При обучении нейросети использовался оптимизатор Adam [7]. Достигнутая точность модели на тестовом множестве составила 97,9%.

На рис. 2 показано предсказанное моделью и реальное изменение температуры на выходе из котельной в течение 20 дней зимнего периода.

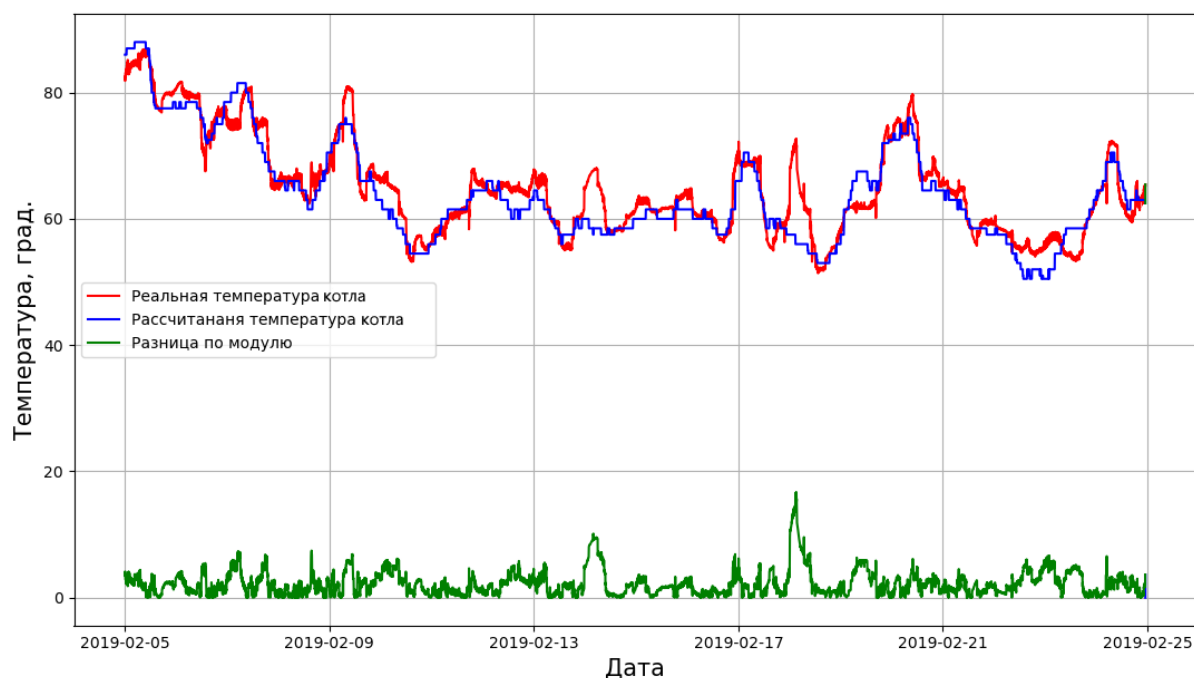


Рис. 2. Изменение температуры теплоносителя на выходе из котельной (синий цвет – предсказанная моделью температура теплоносителя, красный – реальная температура за этот же период).

Из графика видно, что предсказанная нейросетью температура на выходе из котельной обеспечивает близкие к реальным значения температуры на входе в дом. Однако, как показали расчеты, нейросетевое управление позволяет более быстро реагировать на изменения температуры воздуха путем корректировки температуры на выходе из котельной, обеспечивая температуры теплоносителя на входе к потребителю, близкие к нормативным значениям. При этом в большинстве случаев нейросеть понижает температуру на выходе из котельной, что исключает «перетоп» системы и приводит к экономии расходов газа примерно на 10-12% в год.

4. Заключение

В результате проведенных исследований была сформулирована и поставлена весьма актуальная задача безмодельного оптимального прогнозного управления локальной системой теплоснабжения потребителей. Обоснован и выбран метод решения задачи, имеющей существенно нелинейный характер. Определена и обучена на реальных статистических данных нейросеть в виде персептрона с тремя скрытыми слоями, позволяющая получать адекватные результаты. Обученная нейросеть была использована при прогножном управлении локальной системой городского теплоснабжения. Представлены результаты решения демонстрационной задачи управления теплоснабжением, подтверждающие возможность применения предложенного подхода безмодельного управления.

Список литературы

1. Ahn K.U., Park C.S. Application of deep Q-networks for model-free optimal control balancing between different HVAC systems // *Science and Technology for the Built Environment*. 2020. Vol. 26, No. 1. P. 61-74.
2. Heo S., Nam K., Loy-Benitez J., Li Q., Yoo C. A deep reinforcement learning-based autonomous ventilation control system for smart indoor air quality management in a subway station // *Energy & Buildings*. 2019. Vol. 202, No.11. P. 109.
3. Нетбай Г.В., Онискив В.Д., Столбов В.Ю., Каримов Р.Р. Прогнозное управление локальной городской системой теплоснабжения на основе нейросетевого моделирования // *Вестник ЮУрГУ. Серия: Компьютерные технологии, управление, радиоэлектроника*. 2020. Т. 20, № 3. С. 29-38.
4. Банников Р.Ю. Виртуальный стенд городской сети теплоснабжения в условиях неполноты данных // *Прикладная математика и вопросы управления*. 2021. № 3. С. 63-80.
5. Ясницкий Л.Н. *Интеллектуальные системы*. М.: Лаборатория знаний, 2016. 221 с.
6. Dropout — метод решения проблемы переобучения в нейронных сетях. Электронный ресурс. url: <https://habr.com/ru/company/wunderfund/blog/330814/> (дата обращения: 22.05.2023).
7. Kingma D.P., Ba J.L. Adam: A Method for Stochastic Optimization. arXiv:1412.6980 2014.