

НЕЙРОСЕТЕВОЕ УПРАВЛЕНИЕ ГОРОДСКОЙ СИСТЕМОЙ ТЕПЛОСНАБЖЕНИЯ С УЧЕТОМ ПРОГНОЗНЫХ ДАННЫХ

Банников Р. Ю.¹, Нетбай Г. В.², Онискив В. Д.³,
Столбов В. Ю.⁴

(Пермский национальный исследовательский
политехнический университет, Пермь)

Рассматривается задача прогнозного управления теплоснабжением потребителей с помощью нейросети, обученной на статистических данных, получаемых с подсистемы мониторинга. Искусственная нейронная сеть рассматривается в качестве основного инструмента при безмодельном управлении системой теплоснабжения. Показано, что нейронные сети в виде многослойного персептрона и глубокого обучения LSTM позволяют предсказывать необходимую температуру котла с учетом инерционности теплосети и прогнозных температур воздуха. Представлен демонстрационный пример применения интеллектуальной системы управления для заданной городской теплосети. Предложенные методы и модели апробированы на реальных данных, что подтверждает возможность их использования при разработке интеллектуальной информационной системы управления теплоснабжением. Оптимальное управление температурой воды на выходе из котельной позволяет экономить топливо и не допускать его перерасхода при быстрой смене погодных условий.

Ключевые слова: теплосеть, инерционность теплосети, прогнозное управление, инженерная система теплоснабжения, безмодельное оптимальное управление, нейросети глубокого обучения, управление температурой котла.

1. Введение

Основной задачей теплоснабжающей организации (ТСО) является поставка теплоносителя в многоквартирные дома (МКД) с соблюдением установленного нормативного температурного графика [1]. Допускается отклонение в размере 5%

¹ Руслан Юрьевич Банников, студент (bannikov.ru@inbox.ru).

² Георгий Владимирович Нетбай, инженер (netbay.georgij@gmail.com).

³ Владимир Дмитриевич Онискив, к.т.н., доцент (oniskivf@gmail.com).

⁴ Валерий Юрьевич Столбов, д.т.н., профессор (valeriy.stolbov@gmail.com).

по температуре, поступающей в МКД, в меньшую сторону от температуры, обозначенной в температурном графике. Следовательно, актуальной задачей для ТСО является задача качественного (оптимального) регулирования тепловой нагрузки на котельную.

Обычно требуемую температуру нагрева задает оператор дежурной смены в ручном режиме посредством ввода нужной температуры в интерфейсе блока управления котлом. Корректировка значений температуры производится один раз в два часа согласно показаниям термометра температуры окружающей среды. Использование подобной автоматики позволяет обеспечить процесс рационального режима сгорания топлива с достижением максимально возможного КПД [5]. Однако оператор не может правильно спрогнозировать необходимую температуру нагрева котла с учетом прогноза температуры воздуха. Это обусловлено тем, что существует разница в температуре теплоносителя на выходе из котельной и при достижении домов потребителей [4]. Разница этих температур есть величина не постоянная, и кроме того, она изменяется нелинейно в зависимости от температуры теплоносителя и окружающей среды. Установление этой зависимости есть нетривиальная задача, для решения которой предполагается использовать современные достижения в области теории искусственного интеллекта [3, 6].

В последнее время отечественные [2] и зарубежные [12] исследователи проявляют большой интерес к использованию методов искусственного интеллекта для управления инженерными системами, обеспечивающими поддержание в заданных пределах их параметров. Такие системы обычно называют HVAC System (Heating, Ventilation, & Air Conditioning System). При управлении HVAC-системами в последнее время используется безмодельное управление (model-free optimal control). Например, в работе [7] для создания безмодельной оптимальной балансировки HVAC здания использовался современный метод обучения с подкреплением DQN, который позволил снизить общее потребление энергии на 15,7% по сравнению с базовым режимом. В работе [9] для повышения качества работы системы вентиляции метрополитена и снижения ее энергопотребления также

использовалась интеллектуальная система управления вентиляцией, основанная на алгоритме глубокого обучения с подкреплением. Построенная нейросеть позволила снизить потребление энергии до 14,4% и повысить качество воздуха.

Приведенные примеры показывают, что проблема интеллектуального управления тепловой сетью, относящейся к HVAC-системам, является актуальной, а выбранный метод управления на основе нейросетевого моделирования обладает новизной.

2. Постановка задачи управления

На рис. 1 показана условная схема теплосети, основными элементами которой являются узлы, образующие 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.

Регулирование на котельной, которая питает тепловую сеть с неизвестными теплофизическими характеристиками, представляет собой задачу, относящуюся к классу слабоформализуемых. Это связано, не в последнюю очередь, с характерными особенностями эксплуатации сетей теплоснабжения:

- инерционность – теплоноситель с измененными характеристиками поступает к потребителю через определённый промежуток времени;
- износ сети теплоснабжения, который может быть как прогнозируемый, так и нет;
- сложность топологии сети теплоснабжения, которая оказывает влияние на распределение и изменение характеристик теплоносителя;
- неполнота данных с общедомовых приборов учёта (ОДПУ), так как порой снимается только часть данных (например, только температура) или вообще ОДПУ может отсутствовать как таковой.

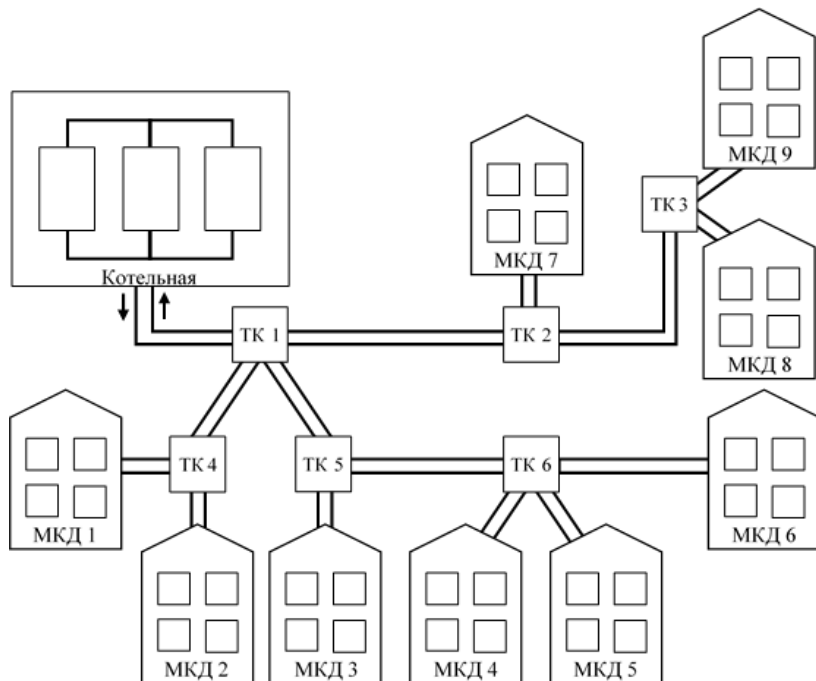


Рис. 1. Схема автономной сети теплоснабжения (рисунок из статьи авторов [3])

В рассматриваемом случае задачу прогнозного управления можно сформулировать следующим образом: при заданной прогнозной температуре воздуха найти такую оптимальную температуру на выходе из котельной в каждый заданный момент времени, которая будет обеспечивать выполнение следующих ограничений:

- отклонение температуры теплоносителя на входе в отапливаемые здания от наперед заданной (в соответствии с температурным графиком) в меньшую сторону не должно превышать 3%;
- суммарное отклонение температуры теплоносителя на входе во все здания от заданных в большую сторону должно быть минимальным.

Следует отметить, что сформулированная задача управления имеет ряд особенностей, затрудняющих ее решение. Во-первых, температуры на входе в дома зависят не только от температуры котла и температуры окружающей среды, но и от топологии теплосети, скорости движения теплоносителя, состояния теплосети и ее теплопотерь. 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 решения этих проблем возможны два подхода. Первый из них связан с необходимостью построения математической модели теплосети, позволяющей находить все необходимые нелинейные зависимости. Другой подход предполагает безмодельное оптимальное управление, при котором все зависимости определяются из статистических данных в ходе обучения нейросети. Очевидно, что второй путь, обладающий необходимой общностью, является более эффективным и используется в данной работе.

3. Нейросетевое моделирование

В качестве нейросетевых моделей рассматривались многослойные перцептроны и рекуррентные сети глубокого обучения типа [6, 9]. В ходе построения оптимальной архитектуры нейросети были опробованы сети с тремя и пятью скрытыми слоями. Лучшие результаты показал многослойный перцептрон с тремя скрытыми слоями и LSTM с пятью скрытыми слоями. Для защиты от переобучения использовался метод dropout [11] с вероятностью 0,2. Количество входов в нейросеть соответствует числу потребителей в системе. На выходе нейросети получается значение температуры теплоносителя на выходе из котельной.

Один из рассмотренных вариантов архитектуры приведен на рис. 2. Данный фреймворк показал наивысшую точность

(среднее относительное отклонение равно 1,4%). Сеть состоит из одного входного и пяти скрытых слоев. После обработки значений первым скрытым LSTM слоем, значения на его выходе обрабатываются независимо двумя группами других LSTM слоев. В первой из них 1 нейрон с линейной функцией активации. Во второй группе два слоя. Первый состоит из 32 нейронов, второй – из одного и имеет функцию активации в виде тангенса. Результаты работы этих двух слоев складываются и являются выходом сети.

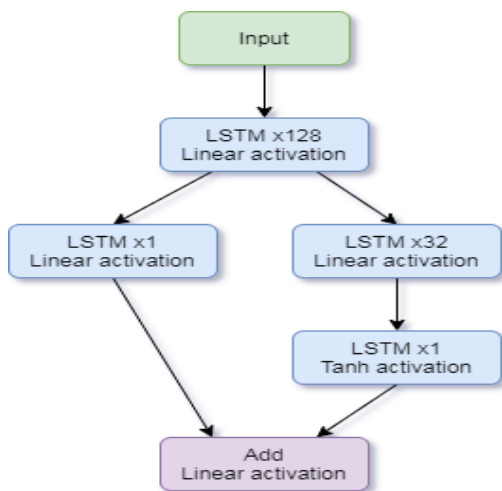


Рис. 2. Архитектура нейросети

Для проверки работоспособности нейросети использовались статистические данные, получаемые с помощью автоматизированной системы управления «Aurora. Тепловой баланс в ЖКХ» в процессе ручного управления теплоснабжением на котельной г. Лысьва Пермского края в период отопительного сезона 2018/19 года.

Топология данной теплосети показана на рис. 3.

Модель обучалась в ходе 200 итераций. В качестве функции потерь было выбрано квадратичное отклонение. При обучении нейросети использовался оптимизатор Adam [8]. Достигнутые

моделью показатели на обучающем и тестовом множествах приведены в таблице 1.

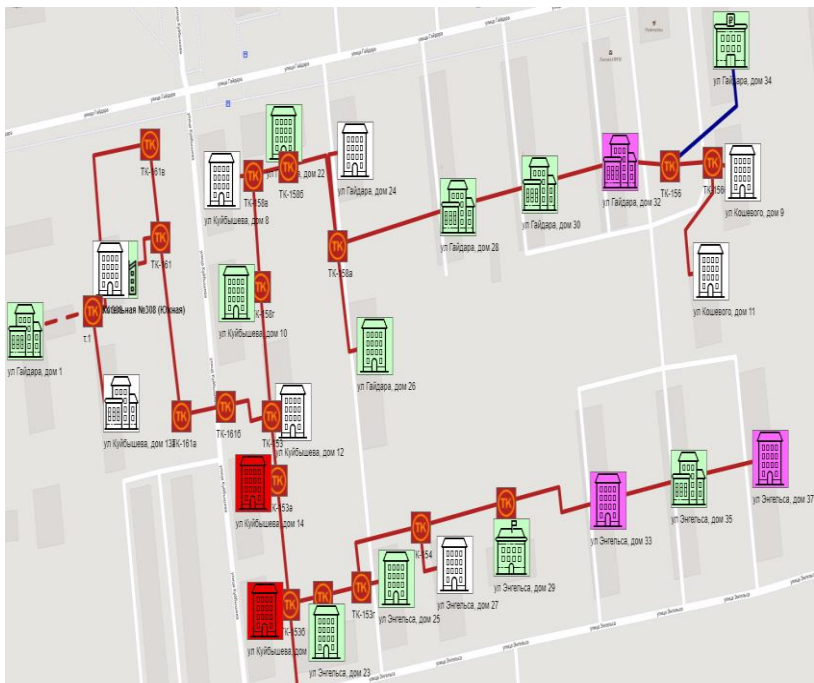


Рис. 3. Топология исследованной теплосети

Таблица 1. Достигнутые моделью показатели

Показатель	Значение на обучающем множестве	Значение на тестовом множестве
Среднее квадратичное отклонение, %	0,75	1,56
Среднее абсолютное отклонение, град	0,35	1,3
Средняя относительная ошибка, %	2,1	3,2%

Из приведенных данных видно, что обученная нейросеть корректно устанавливает зависимость между температурой в домах и на выходе из котельной.

4. Анализ результатов прогнозного управления

Прогнозное управление осуществлялось следующим образом:

- по заданным температурным графикам на основе прогнозной температуры окружающей среды вычисляются требуемые температуры носителя тепла на входе в дома;
- на основе этих температур с помощью обученной нейросети вычисляется требуемая температура на выходе из котельной.

Для тестирования возможности прогнозного управления был выбран период отопительного сезона с 1 февраля по 1 марта 2019 года. Для этого месяца были собраны данные о температуре воздуха, среднее значение которой оказалось наиболее низким. Период управления был задан равным 3 часам, учитывая инерционность исследуемой теплосети и возможности получения данных о прогнозе погоды. При этом в процессе управления в каждый заданный момент времени по прогнозируемому значению температуры воздуха на 3 часа вперед определялось нормативное значение температуры теплоносителя на входе в дома, которое подавалось на вход обученной нейросети. На выходе нейросети получалось оптимальное значение температуры теплоносителя на выходе из котельной, которое должно обеспечивать температуры на входе в дома, близкие к нормативным значениям.

Результат работы модели, а также значения реальной температуры теплоносителя на выходе из котельной показаны на рис. 4. Из приведенных графиков видно, что нейросеть изменяет температуру теплоносителя на выходе из котельной по сравнению с той, которая была зафиксирована датчиками при ручном управлении. При этом отклонения температур наблюдаются в обе стороны.

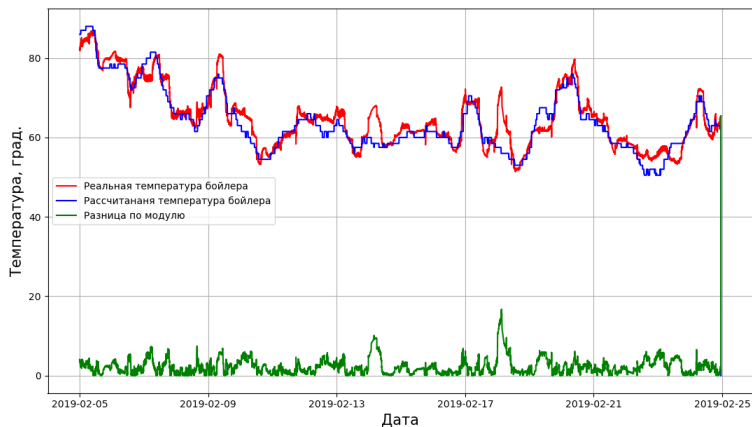


Рис. 4. Результаты прогнозного управления

Следует отметить, что нейросетевое управление позволяет быстрее реагировать на изменение температуры воздуха путем корректировки температуры на выходе из котельной, обеспечивая температуры теплоносителя на входе к потребителю, близкие к нормативным значениям. При этом предсказанные нейросетью значения температуры бойлера в большинстве моментов времени находятся ниже значений, установленных оператором в ручном режиме. Это связано с тем, что человек не может точно оценить влияние прогнозных значений температуры воздуха на температуру теплоносителя, поступающего в дома, и часто из-за перестраховки завышает температуру на выходе из котельной. Такое ручное управление приводит к перерасходу топлива и, как показали расчеты, снижает эффективность теплоснабжения в среднем на 7–10%.

Литература

1. БЕЛОУСОВ О.А., ИВАНОВ С.В. *Интеллектуальная система управления и мониторинга газовой котельной* // Программные продукты и системы. – 2012.– №1. – С. 75–80.

2. КОМАРОВ Н.М., ЖАРОВ В.Г. *Управление инженерными системами интеллектуального здания с использованием информационного и инфографического моделирования // СЕРВИС Plus.* – 2013. – №2. – С. 74–81.
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. ПАНФЕРОВ В.И., ГАВЕЙ О.Ф. *Об оптимальном управлении температурой теплоносителя в тепловых сетях // Вестник ЮУрГУ. Серия: Компьютерные технологии, управление, радиоэлектроника.* – 2014. – №4. – С. 65–70.
5. *Регулирование температуры теплоносителя. Энергетика простыми словами.* Электронный ресурс. – URL: <https://energoworld.ru/blog/regulirovanie-temperatury-teplonositelya/>.
6. ЯСНИЦКИЙ Л.Н. *Интеллектуальные системы.* – М.: Лаборатория знаний, 2016. – 221 с.
7. АНН К.У., ПАРК С.С. *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, Iss. 1. – P. 61–74.
8. KINGMA D.P., BA J.L. *A Method for Stochastic Optimization // arXiv.* – 2020. – 1412.6980.
9. HOCHREITER S., SCHMIDHUBER J. *Long short-term memory // Neural Computation Journal.* – 1997. – Vol. 9, No. 8. – P. 1735–1780.
10. HEO S., NAM K., LOY-BENITEZ J., LI Q., LEE S., 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. – P. 1–16.

11. *Dropout* – метод решения проблемы переобучения в нейронных сетях. Электронный ресурс. – URL: <https://habr.com/ru/company/wunderfund/blog/330814/> (дата обращения: 22.05.2020).
12. <https://www.link-labs.com/blog/smart-hvac> (дата обращения: 17.04.2020).

NEURAL NETWORK MANAGEMENT OF THE CITY HEAT SUPPLY SYSTEM TAKING INTO ACCOUNT FORECAST DATA

Ruslan Bannikov, Perm State National Research Polytechnic University, Perm, student (bannikov.ru@inbox.ru).

Georgy Netbay, Perm State National Research Polytechnic University, Perm, engineer (netbay.georgij@gmail.com).

Vladimir Oniskiv, Perm State National Research Polytechnic University, Perm, Ph.D, Ass. Prof. (oniskivf@gmail.com).

Valerii Stolbov, Perm State National Research Polytechnic University, Perm, DSc, Ph.D, Prof. (valeriy.stolbov@mail.com).

Abstract: The problem of predictive management of heat supply to consumers using a neural network, which is trained on statistical data obtained from the monitoring system, is considered. An artificial neural network is considered as the main tool in model-free optimal control of HVAC system. Neural networks in the form of a multi-layer perceptron and deep learning allow you to predict the required boiler temperature taking into account the inertia of the heating network and the forecast of air temperature. A demonstration example of the application of an intelligent control system for a given urban heating network is presented. The proposed methods and models have been tested on real data, which confirms the possibility of their use in the development of an intelligent information system for heat supply management. Optimal control of the water temperature at the outlet of the boiler room allows you to save fuel and prevent its overspending, with a rapid change of weather conditions.

Keywords: heating system, inertia of the heating network, predictive control, HVAC system, model-free optimal control, deep learning neural networks, boiler temperature control.

УДК 004.855

ББК 32.973