

## ПРОГНОЗНОЕ УПРАВЛЕНИЕ ЛОКАЛЬНОЙ ГОРОДСКОЙ СИСТЕМОЙ ТЕПЛОСНАБЖЕНИЯ НА ОСНОВЕ НЕЙРОСЕТЕВОГО МОДЕЛИРОВАНИЯ

Г.В. Нетбай<sup>1</sup>, В.Д. Онискив<sup>1</sup>, В.Ю. Столбов<sup>1</sup>, Р.Р. Каримов<sup>2</sup>

<sup>1</sup>Пермский национальный исследовательский политехнический университет, г. Пермь, Россия,

<sup>2</sup>ООО «СОФТ-М» г. Пермь, Россия

**Введение.** Рассматривается задача прогнозного управления теплоснабжением потребителей с помощью нейросети, обученной на статистических данных, получаемых с подсистемы мониторинга. Оптимальное управление температурой воды на выходе из котельной позволяет экономить топливо и не допускать его перерасхода, особенно при быстрой смене погодных условий. Ожидаемая экономия топлива составит 5–15 % в зависимости от температуры воздуха в отопительный сезон и состояния теплосети.

**Цель исследования.** Разработка интеллектуального модуля для программно-аппаратной автоматизированной системы управления «Аугога. Тепловой баланс в ЖКХ», позволяющего вести автоматическое регулирование температуры воды на выходе котельной с учетом прогнозного изменения погодных условий при выполнении обязательных требований на температуру на входе к потребителям.

**Материалы и методы.** Искусственная нейронная сеть рассматривается в качестве основного инструмента, минимизирующего ошибки, связанные с ручным управлением температурой на выходе из котельной. Нейронные сети в виде многослойного персептрона и глубокого обучения LSTM позволяют предсказывать необходимую температуру котла с учетом инерционности теплосети и прогнозных температур воздуха. Для защиты модели от переобучения использовался метод dropout с вероятностью 0,2.

**Результаты.** Исследованы возможности нейросетей, обученных на основе статистических данных, предсказывать оптимальную температуру нагрева котла с учетом ограничений на температуру теплоносителя, поступающего в дома, и прогнозных значений температуры воздуха. Обосновано применение нейросетевой модели в виде многослойного персептрона, показавшей хорошие результаты при исследовании временных рядов. Представлен демонстрационный пример применения интеллектуальной системы управления для заданной городской теплосети.

**Заключение.** Предложенные методы и модели апробированы на реальных данных, что подтверждает возможность их использования при разработке интеллектуальной информационной системы управления теплоснабжением.

*Ключевые слова:* теплосеть, прогнозное управление, интеллектуальная система, нейросетевое моделирование, нейросети глубокого обучения, управление температурой котла, инерционность теплосети.

### Введение

В настоящее время для управления газовыми котельными начинают внедрять системы, позволяющие в автоматическом режиме поддерживать необходимую температуру теплоносителя на выходе из котельной согласно утвержденному «Температурному графику» [1]. Как правило, требуемую температуру 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 [2]. Это существенно снижает себестоимость процесса поддержания необходимого температурного режима в домах. Для рассматриваемой в данной работе котельной эффект достигает 12–15 % по годовой экономии газа. Отметим, что экономия зависит от температуры окружающей среды во время отопительного сезона.

Дальнейшим развитием идеи автоматизированной системы управления температурой тепло-

носителя является разработка и внедрение системы, поддерживающей оптимальное значение температуры в домах потребителей с учетом прогнозного значения температуры воздуха.

При движении теплоносителя по теплосети происходит частичное рассеивание его внутренней энергии в окружающую среду. Таким образом, существует разница в температуре теплоносителя на выходе из котельной и при достижении домов потребителей [3]. Разница этих температур есть величина не постоянная, и, кроме того, она изменяется в зависимости от температуры теплоносителя и окружающей среды нелинейно. Установление этой зависимости есть нетривиальная задача, для решения которой предполагается использовать современные достижения в области математики и, в частности, машинного обучения, нейросетевого моделирования и нечеткой логики [4, 5].

Сейчас для поддержания температуры в домах потребителей в рамках нормативов, организация, поставляющая услуги теплоснабжения, вынуждена поддерживать заведомо высокую температуру теплоносителя на выходе из котельной. Как следствие, температура в домах потребителей тоже значительно выше требований «Температурного графика». По предварительным расчетам, предоставленным компанией «СОФТ-М», занимающейся автоматизацией процесса теплоснабжения с помощью разработанной информационной системы управления «Аурога. Тепловой баланс в ЖКХ», снижение температуры теплоносителя в домах до уровня, не ниже требуемой на 3 %, позволит добиться дополнительной экономии топлива около 5–10 % за год в зависимости от температуры окружающей среды.

В данной статье рассматривается процесс разработки интеллектуального модуля автоматизированной системы управления тепловой сетью для городской котельной. Компанией, занимающейся теплоснабжением, были предоставлены статистические данные о температуре теплоносителя на выходе из котельной за период 01.12.2018–31.05.2019. Кроме того, были предоставлены данные о температуре теплоносителя на входе в дома и температура окружающей среды. Снятие показаний температуры теплоносителя производилось раз в 3 минуты. Значения температуры окружающей среды были записаны с интервалом раз в 10 минут. С использованием этих данных предполагается установить зависимость между температурой теплоносителя на входе в дома и его температурой на выходе из котельной. Для установления этой зависимости была построена математическая модель в виде обученной нейросети, которая положена в основу интеллектуального модуля автоматизированной системы управления тепловой сетью.

В последнее время отечественные [6] и зарубежные [7] исследователи проявляют большой интерес к использованию методов искусственного интеллекта 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-системами близка к поставленной проблеме оптимального управления тепловой сетью, поэтому прежде всего вызывают интерес методы, которыми пользуются исследователи.

Например, в работе [8] 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, который позволил снизить общее потребление энергии на 15,7 % по сравнению с базовым режимом, сохранив концентрацию CO<sub>2</sub> в помещении ниже установленного ограничения. В работе [9] для повышения качества работы системы вентиляции метрополитена и снижения ее энергопотребления 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.

Цель исследования – разработка интеллектуального модуля для программно-аппаратной автоматизированной системы управления «Аурога. Тепловой баланс в ЖКХ», позволяющего вести автоматическое регулирование температуры воды на выходе из котельной с учетом прогнозного изменения погодных условий при выполнении обязательных требований на температуру теплоносителя при входе к потребителям.

Оптимальное управление температурой воды на выходе котла позволит экономить топливо и не допускать его перерасхода, особенно при быстрой смене погодных условий.

### 1. 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.

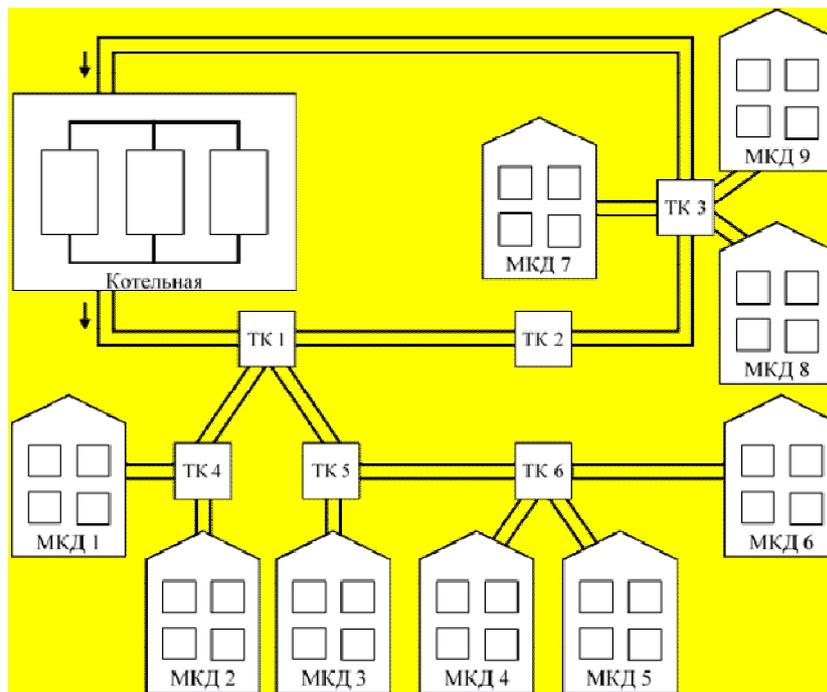


Рис. 1. Пример моделируемой древовидной структуры теплосети  
Fig. 1. An example of a simulated tree structure of a heating network

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 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 прогнозируемое изменение  $T_e + \Delta T_e$  за время  $\Delta t$ . Необходимо определить такое изменение температуры котла  $\Delta T_k$  за время  $\Delta t$ , 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. 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 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 (model-free optimal control [8]), при котором все зависимости определяются из статистических данных в ходе обучения нейросети. Очевидно, что второй путь обладает необходимой общностью и является более эффективным. Он используется в данной работе.

### 2. Нейросетевое моделирование

В качестве нейросетевых моделей рассматривались многослойные перцептроны и рекуррентные сети глубокого обучения типа LSTM [4, 10]. 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 [11, 12] с вероятностью 0,2. Схематичное изображение итоговой архитектуры перцептрона с 3 слоями и 224 нейронами показано на рис. 2. Количество входов в нейросеть соответствует числу потребителей в системе и равно  $m$ . На выходе получается значение температуры теплоносителя, равной температуре на выходе из котельной.

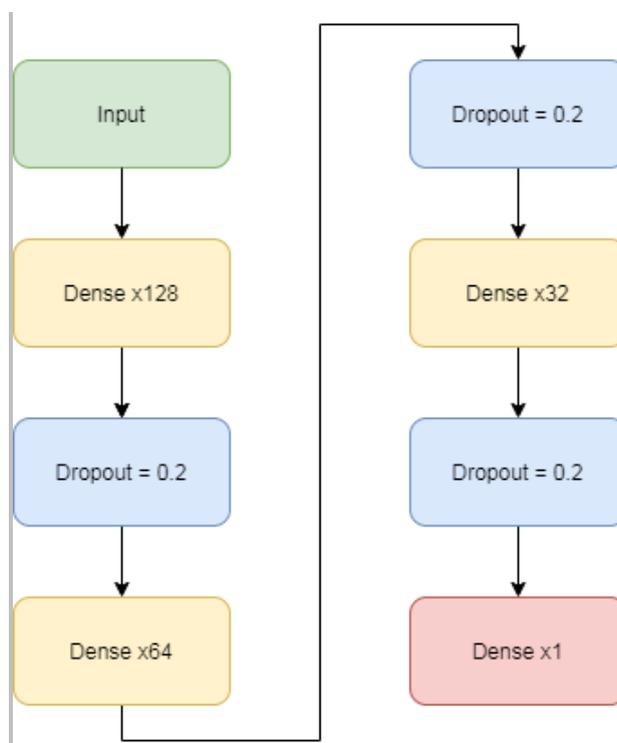


Рис. 2. Архитектура нейросети  
Fig. 2. The architecture of the neural network

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. Модель обучалась в ходе 200 итераций. В качестве функции потерь было выбрано квадратичное отклонение. При обучении нейросети использовался оптимизатор Adam [13]. Достигнутые моделью показатели приведены в табл. 1.

Проверка на тестовом множестве показала, что модель корректно устанавливает зависимость между температурой в домах и на выходе из котельной. Результат работы модели на тестовом множестве приведен на рис. 3. График был сглажен при помощи алгоритма Ханна [14].

Таблица 1

Достигнутые моделью показатели

Table 1

Indicators achieved by the model

Показатель	Значение на обучающем множестве	Значение на тестовом множестве
Среднее квадратичное отклонение, %	0,87	1,3
Средняя относительная ошибка, %	1,3	2,1
Среднее значение ошибки, град.	–	0,35
Максимальное значение ошибки, град.	–	3,43

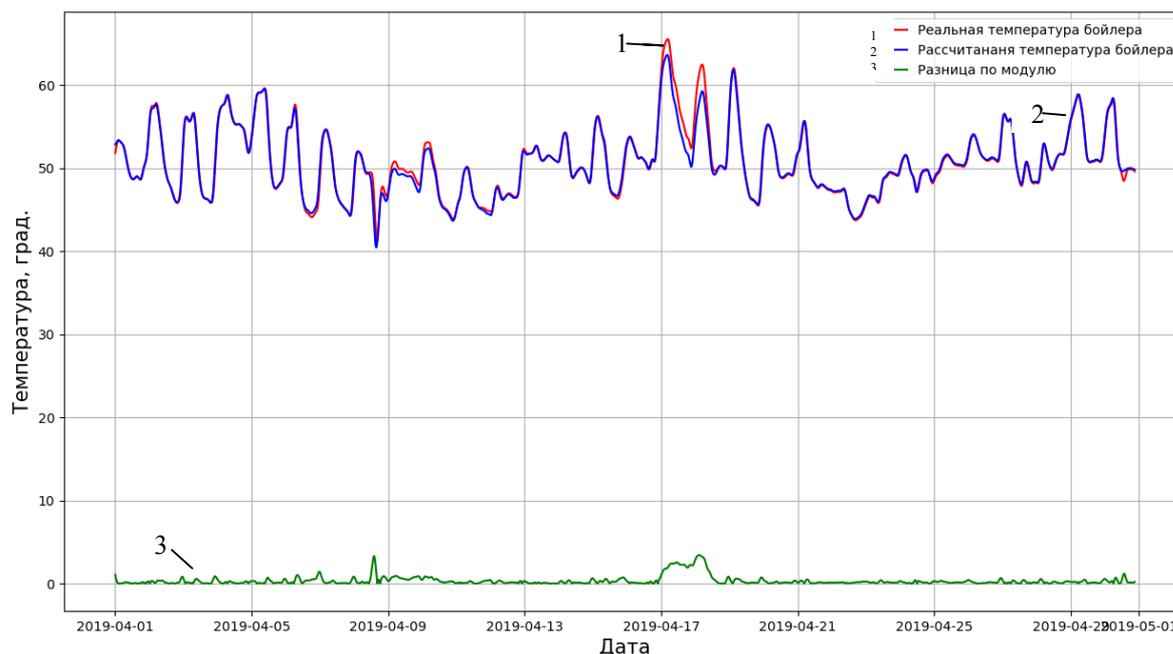


Рис. 3. Результаты работы модели на тестовом множестве (1 – реальная температура теплоносителя на выходе из котельной, 2 – предсказанная моделью, 3 – модуль разности температур)

Fig. 3. The results of the model operation on the test set (1 – real temperature coolant at the outlet from the boiler room, 2 – predicted by the model, 3 – difference modulus temperatures)

Из приведенных результатов видно, что обученная нейросеть довольно точно определяет температуру теплоносителя на выходе из котельной, используя в качестве входных данных температуры теплоносителя на входе к потребителям тепла.

Представленные результаты обучения и тестирования нейросети показывают, что построенную модель можно будет использовать для вычисления требуемой температуры теплоносителя на входе в дома и выполнять управление котельной.

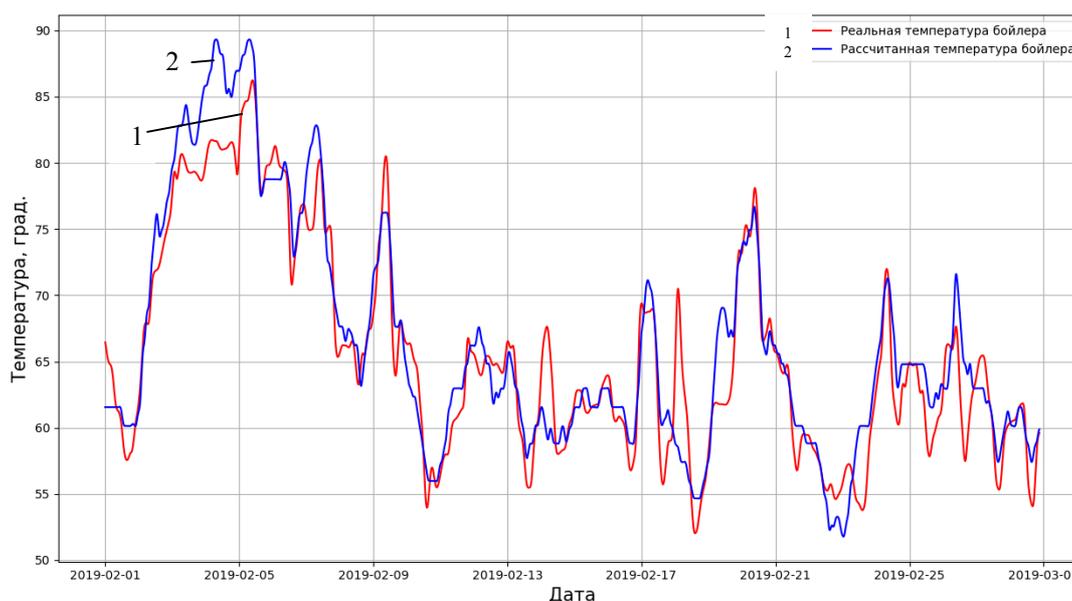
### 3. Анализ результатов

При управлении на основе прогнозной температуры окружающей среды по заданным температурным графикам вычисляются требуемые температуры носителя тепла на входе в дома, а на основе этой температуры вычисляется с помощью нейросети требуемая температура на выходе из котельной.

Для тестирования возможности прогнозного управления был выбран период отопительного сезона с 01.02.2019 по 01.03.2019. 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. Например, в период со 2-го по 5-е февраля 2019 года, когда наблюдалось резкое похолодание (см. табл. 2), нейросеть предлагает повысить температуру примерно на 8 градусов по сравнению с той, которая задавалась в реальных условиях оператором котельной.



**Рис. 4. Изменение температуры на выходе из котельной (2 – предсказанная моделью температура теплоносителя, 1 – реальная температура за этот же период)**  
**Fig. 4. Change in temperature at the outlet of the boiler room (2 – predicted by the model coolant temperature, 1 – real temperature for the same period)**

Это позволило бы не допустить снижение температуры теплоносителя на входе в некоторые дома ниже нормативных значений. В целом из анализа графиков на рис. 4 видно, что нейросетевое управление является более плавным по сравнению с ручным, при котором оператор каждые 3 часа регулирует температуру теплоносителя на выходе из котельной без учета прогноза погоды на несколько часов вперед, а только по значению температуры воздуха в данный момент времени.

В табл. 2 приведены осредненные данные по прогнозным температурам воздуха, а также прогнозные и зафиксированные датчиками температуры на входе в один из домов системы теплоснабжения, находящегося примерно в середине теплосети. Осреднение проводилось по периодам времени, в которых наблюдались значительные скачки по температуре воздуха.

Из табл. 2 видно, что колебания температуры воздуха в рассматриваемый период времени достигали 20 градусов мороза, а это предполагало необходимость частого регулирования температуры теплоносителя.

Сравнение реальных и предсказанных значений температур на входе в дом представлено на рис. 5.

Таблица 2

Нормативные и предсказанные значения температур на входе в дома  
 в зависимости от прогноза температуры воздуха

Table 2

Standard and predicted temperatures at home entrances depending on the forecast air temperature

Начальная дата (число, месяц, время)	Конечная дата (число, месяц, время)	Средняя реальная температура теплоносителя на входе в дом, град	Средняя предсказанная температура теплоносителя на входе в дом, град	Отклонение, град	Среднее значение температуры воздуха, град
01.02 00:00	01.02 08:00	60,80	60,46	-0,34	-7,40
01.02 08:00	05.02 12:00	77,36	78,20	0,84	-20,06
05.02 12:00	06.02 06:00	78,17	78,17	0,00	-22,88
02.06 06:00	09.02 18:00	72,11	72,53	0,42	-15,88
09.02 18:00	10.02 18:00	61,05	61,04	-0,02	-7,65
10.02 18:00	12.02 08:00	61,54	62,00	0,45	-7,87
12.02 08:00	13.02 08:00	62,93	62,87	-0,06	-8,92
13.02 08:00	13.02 18:00	58,78	59,38	0,60	-5,95
13.02 18:00	14.02 08:00	59,41	58,91	-0,50	-6,59
14.02 08:00	18.02 00:00	61,40	61,71	0,31	-7,93
18.02 00:00	19.02 00:00	55,72	55,41	-0,31	-3,75
19.02 00:00	22.02 08:00	65,15	65,57	0,41	-10,61
22.02 08:00	23.02 06:00	52,86	52,59	-0,26	-1,68
23.02 06:00	01.03 00:00	62,11	62,63	0,53	-8,30

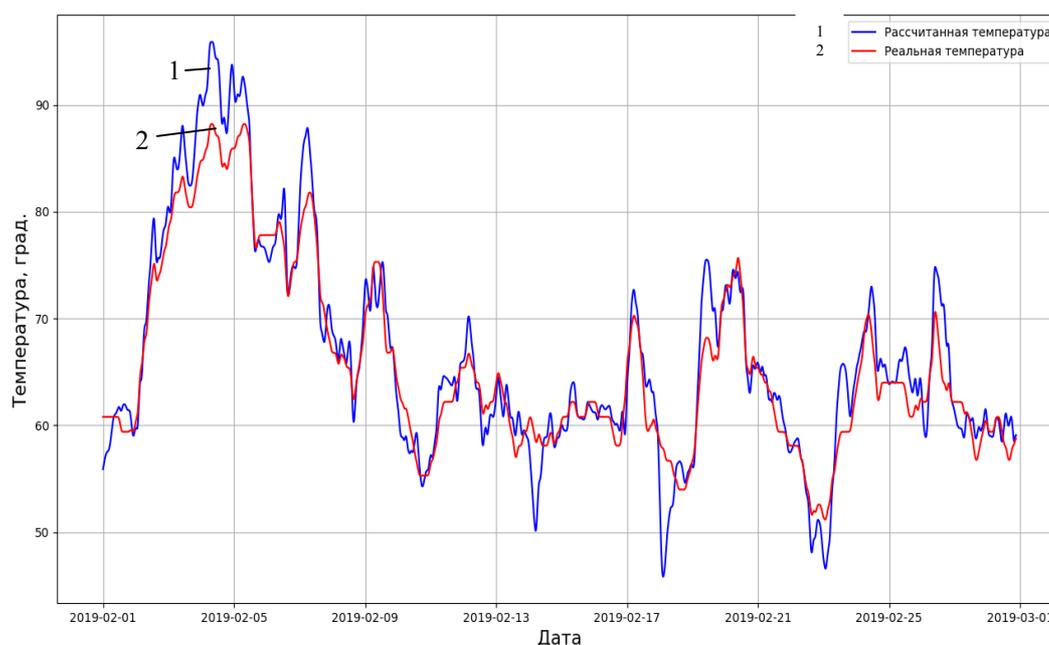


Рис. 5. Изменение температуры на входе в дом (2 – реальная температура в доме потребителя, 1 – восстановленная по предсказанным данным)  
 Fig. 5. Change in temperature at the entrance to the house (2 – real temperature in the consumer's house, 1 – restored according to the predicted data)

Из этого графика видно, что предсказанная нейросетью температура на выходе из котельной обеспечивает близкие к реальным значения температуры на входе в дом. Однако 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.

### 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.

### Литература

1. Белоусов, О.А. Интеллектуальная система управления и мониторинга газовой котельной / О.А. Белоусов, С.В. Иванов // Программные продукты и системы. – 2012. – № 1. – <https://cyberleninka.ru/article/n/intellektualnaya-sistema-upravleniya-i-monitoringa-gazovoy-kotelnoy>.
2. Регулирование температуры теплоносителя. Энергетика простыми словами. – <https://energoworld.ru/blog/regulirovanie-temperatury-teplonositelya>.
3. Панферов, В.И. Об оптимальном управлении температурой теплоносителя в тепловых сетях / В.И. Панферов, О.Ф. Гавей // Вестник ЮУрГУ. Серия «Компьютерные технологии, управление, радиоэлектроника». – 2014. – № 4. – <https://cyberleninka.ru/article/n/ob-optimalnom-upravlenii-temperaturoy-teplonositelya-v-teplovyyh-setyah>.
4. Ясницкий, Л.Н. Интеллектуальные системы / Л.Н. Ясницкий. – М.: Лаборатория знаний, 2016. – 221 с.
5. Истомин, Д.А. Экспертная система оценки технического состояния узлов электроцентробежного насоса на основе продукционного представления знаний и нечеткой логики / Д.А. Истомин, В.Ю. Столбов // Вестник ЮУрГУ. Серия «Компьютерные технологии, управление, радиоэлектроника». – 2020. – Т. 20, № 1. – С. 133–143.
6. Комаров, Н.М. Управление инженерными системами интеллектуального здания с использованием информационного и инфографического моделирования / Н.М. Комаров, В.Г. Жаров // СЕРВИС Plus. – 2013. – № 2. – С. 74–81.
7. <https://www.link-labs.com/blog/smart-hvac>.
8. Ki Uhn Ahn, Cheol Soo Park. 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.
9. A deep reinforcement learning-based autonomous ventilation control system for smart indoor air quality management in a subway station / S. Heo, K.-J. Nam, J. Loy-Benitez et al. // Energy & Buildings. – 2019. – Vol. 202.
10. Sepp Hochreiter, Jürgen Schmidhuber. Long short-term memory // Neural Computation: journal. – 1997. – Vol. 9, no. 8. – P. 1735–1780.
11. Переобучение в статистике и машинном обучении. – <https://ru.wikipedia.org/wiki/%D0%9F%D0%B5%D1%80%D0%B5%D0%BE%D0%B1%D1%83%D1%87%D0%B5%D0%BD%D0%B8%D0%B5> (дата обращения: 22.05.2020).
12. Dropout – метод решения проблемы переобучения в нейронных сетях. – <https://habr.com/ru/company/wunderfund/blog/330814> (дата обращения: 22.05.2020).
13. Kingma, D.P. Adam: A Method for Stochastic Optimization / D.P. Kingma, J.L. Ba. arXiv:1412.6980 2014.
14. Некоторые оконные функции и их параметры. – <http://www.dsplib.ru/content/win-add/win.html> (дата обращения: 02.06.2020).

**Нетбай Георгий Владимирович**, инженер кафедры вычислительной математики, механики и биомеханики; Пермский национальный исследовательский политехнический университет, г. Пермь; netbay.georgij@gmail.com.

**Онискив Владимир Дмитриевич**, канд. техн. наук, доцент кафедры вычислительной математики, механики и биомеханики; Пермский национальный исследовательский политехнический университет, г. Пермь; Oniskivf@gmail.com.

**Столбов Валерий Юрьевич**, д-р техн. наук, профессор, заведующий кафедрой вычислительной математики, механики и биомеханики; Пермский национальный исследовательский политехнический университет, г. Пермь; valeriy.stolbov@gmail.com.

**Каримов Руслан Расихович**, генеральный директор ООО «СОФТ-М», г. Пермь; r.karimov@softm.tv.

Поступила в редакцию 30 июня 2020 г.

DOI: 10.14529/ctcr200303

## MANAGEMENT OF A LOCAL URBAN HEAT SUPPLY SYSTEM BASED ON NEURAL NETWORK MODELING TAKING INTO ACCOUNT THE WEATHER FORECAST

G.V. Netbay<sup>1</sup>, netbay.georgij@gmail.com,  
V.D. Oniskiv<sup>1</sup>, Oniskivf@gmail.com,  
V.Yu. Stolbov<sup>1</sup>, valeriy.stolbov@gmail.com,  
R.R. Karimov<sup>2</sup>, r.karimov@softm.tv

<sup>1</sup>Perm National Research Polytechnic University, Perm, Russian Federation,

<sup>2</sup>SOFT-M LLC, Perm, Russian Federation

**Introduction.** The article deals with the problem of managing the heat supply of consumers, taking into account the weather forecast using a neural network. The monitoring subsystem was used to obtain statistical data that was used to train the neural network. Optimal control of the temperature of the coolant allows you to save fuel especially effectively, in case of rapid changes in weather conditions. The expected fuel economy reaches 5–15 % depending on the air temperature in the season and the state of the heating network.

**Aim.** The purpose of the research is to develop an intelligent module for the automated control system “Aurora Heat balance in GCH”. The intelligent module allows you to automatically adjust the water temperature in network, taking into account the weather forecast and when the mandatory temperature limits for consumers are met.

**Materials and methods.** Artificial neural network is considered as the main tool that minimizes errors in manual control of the boiler room temperature. A neural network in the form of a multi-layer perceptron and a deep learning LSTM procedure were used. This made it possible to predict the temperature of the coolant taking into account the inertia of the network and the forecast of air temperature. To protect the model from overtraining, the Dropout method was used with a probability of 0.2.

**Results.** The possibilities of neural networks to predict the optimal heating temperature of the boiler are investigated. This temperature is calculated taking into account restrictions for heat consumers and taking into account the forecast air temperature. The application of a neural network model in form of a multilayer perceptron is justified. A demonstration example of using an intelligent information system for heat supply management is presented.

**Conclusion.** The proposed methods and models are tested on real data. This confirms the possibility of their use in the development of intelligent information systems for heat supply management.

*Keywords:* heating network, forecast management, intelligent system, neural network modeling, deep learning neural networks, temperature control of boiler, inertia of the heating network.

### References

1. Belousov O.A., Ivanov S.V. [Intelligent Control System and Monitoring of a Gas Boiler]. *Software products and systems*, 2012, no. 1. Available at: <https://cyberleninka.ru/article/n/intellektualnaya-sistema-upravleniya-i-monitoringa-gazovoy-kotelnoy> (accessed 02.06.2020).
2. *Regulirovaniye temperatury teplonositelya. Energetika prostymi slovami* [Regulation of the temperature of the coolant. Energy in simple words] Available at: <https://energoworld.ru/blog/regulirovanie-temperatury-teplonositelya/> (accessed 02.06.2020).
3. Panferov V.I., Gavey O.F. [On the Optimal Control of the Coolant Temperature in Heating Networks]. *Bulletin of South Urals State University. Series: Computer technology, control, radio electronics*, 2014, no. 4, pp. 65–70 (in Russ).
4. Yasnitsky L.N. *Intellektual'nyye sistemy* [Intelligent systems]. Moscow, Laboratoriya znaniy, 2016. 221 p. 4.
5. Istomin D.A., Stolbov V.Yu. [An Expert System for Assessing the Technical Condition of Nodes of an Electric Centrifugal Pump Based on the Production Representation of Knowledge and Fuzzy Logic]. *Bulletin of South Urals State University. Series: Computer technology, control, radio electronics*, 2020, vol. 20, no. 1, pp. 133–143. (in Russ)
6. Komarov N.M., Zharov V.G. [Management of Engineering Systems of an Intelligent Building Using Information and Infographic Modeling]. *SERVICE Plus*, 2013, no. 2, pp.74–81. (in Russ)
7. *What's So Cool About Smart HVAC Systems?* Available at: <https://www.link-labs.com/blog/smart-hvac> (accessed 02.06.2020).
8. Ki Uhn Ahn, Cheol Soo Park. 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, pp. 61–74.
9. SungKu Heo, KiJeon Nam, Jorge Loy-Benitez, Qian Li, SeungChul Lee, ChangKyoo Yoo. A Deep Reinforcement Learning-based Autonomous Ventilation Control System for Smart Indoor Air Quality Management in a Subway Station. *Energy & Buildings*, 2019, vol. 202.
10. Sepp Hochreiter, Jürgen Schmidhuber. Long Short-term Memory. *Neural Computation: journal*, 1997, vol. 9, no. 8, pp. 1735–1780.
11. *Pereobucheniye v statistike i mashinnom obuchenii* [Retraining in Statistics and Machine Learning]. Available at: <https://ru.wikipedia.org/wiki/Переобучение> (accessed 22.05.2020).
12. *Dropout – metod resheniya problemy pereobucheniya v neyronnykh setyakh* [Dropout – a Method for Solving the Problem of Retraining in Neural Networks]. Available at: <https://habr.com/ru/company/wunderfund/blog/330814/> (accessed 22.05.2020).
13. Kingma D.P., Ba J.L. *Metod stokhasticheskoy optimizatsii*. [A Method for Stochastic Optimization], 2014, arXiv:1412.6980. Available at: <https://arxiv.org/abs/1412.6980>.
14. *Nekotoryye okonnyye funktsii i ikh parametry* [Some Window Functions and Their Parameters]. Available at: <http://www.dsplib.ru/content/winadd/win.html> (accessed 02.06.2020).

*Received 30 June 2020*

---

#### ОБРАЗЕЦ ЦИТИРОВАНИЯ

Прогнозное управление локальной городской системой теплоснабжения на основе нейросетевого моделирования / Г.В. Нетбай, В.Д. Онискив, В.Ю. Столбов, Р.Р. Каримов // Вестник ЮУрГУ. Серия «Компьютерные технологии, управление, радиоэлектроника». – 2020. – Т. 20, № 3. – С. 29–38. DOI: 10.14529/ctcr200303

#### FOR CITATION

Netbay G.V., Oniskiv V.D., Stolbov V.Yu., Karimov R.R. Management of a Local Urban Heat Supply System Based on Neural Network Modeling Taking into Account the Weather Forecast. *Bulletin of the South Ural State University. Ser. Computer Technologies, Automatic Control, Radio Electronics*, 2020, vol. 20, no. 3, pp. 29–38. (in Russ.) DOI: 10.14529/ctcr200303