

# Управление в технических системах Control in technical systems

Научная статья  
УДК 004.82  
DOI: 10.14529/ctcr240203

## ПРОГНОЗНОЕ УПРАВЛЕНИЕ СИСТЕМОЙ ТЕПЛОСНАБЖЕНИЯ ГОРОДА С ИСПОЛЬЗОВАНИЕМ ЛИНЕЙНОЙ РЕГРЕССИИ И МОДЕЛИ ГРАДИЕНТНОГО БУСТИНГА

**В.Ю. Столбов**, [valeriy.stolbov@gmail.com](mailto:valeriy.stolbov@gmail.com), <https://orcid.org/0000-0003-3259-8660>  
**Г.В. Нетбай**, [netbay.georgij@gmail.com](mailto:netbay.georgij@gmail.com)

*Пермский национальный исследовательский политехнический университет,  
Пермь, Россия*

**Аннотация.** В статье приводится анализ оценки качества работы моделей управления тепловой сетью города. Результатами анализа является рекомендация по выбору оптимальной модели управления с точки зрения точности и ресурсов, необходимых для её обучения. Данная рекомендация позволит реализовать интеллектуальный модуль для системы поддержки принятия решений, который используется при реализации автоматизированной системы управления тепловой сетью города и позволяет более экономно с точки зрения расходования ресурсов обеспечивать поддержание требуемого температурного режима в многоквартирных домах потребителей. **Целью исследования** является выбор модели, которая позволит с большей точностью вычислять величину потерь в сети теплоснабжения города. Применение такой модели позволит прогнозировать поведение тепловой сети и в соответствии с этим выбирать управляющее воздействие. **Материалы и методы.** Анализируются линейная модель, как наиболее простая в обучении и показавшая высокую точность при прогнозировании работы сети в устоявшихся режимах, а также модель на основе деревьев решений, построенная при помощи метода градиентного бустинга. **Результаты.** Исследованы возможности модели на основе деревьев решений, обученной на основе статистических данных, предсказывать величину тепловых потерь в сети с учётом тепловой инерции системы и прогнозных значений температуры воздуха. Обосновано применение такой модели, показавшей хорошие результаты при исследовании. Приведены оценки точности прогнозирования для линейной модели, а также модели на основе деревьев решений. **Заключение.** Предложенные методы и модели апробированы на реальных данных, что подтверждает возможность их использования при разработке интеллектуальной информационной системы управления теплоснабжением.

**Ключевые слова:** управление городской тепловой сетью, математические модели, прогнозное управление, интеллектуальные системы управления

**Для цитирования:** Столбов В.Ю., Нетбай Г.В. Прогнозное управление системой теплоснабжения города с использованием линейной регрессии и модели градиентного бустинга // Вестник ЮУрГУ. Серия «Компьютерные технологии, управление, радиоэлектроника». 2024. Т. 24, № 2. С. 28–38. DOI: 10.14529/ctcr240203

Original article

DOI: 10.14529/ctcr240203

## PREDICTIVE CONTROL OF THE CITY HEAT SUPPLY SYSTEM USING LINEAR REGRESSION AND GRADIENT BOOSTING MODEL

**V.Yu. Stolbov**, [valeriy.stolbov@gmail.com](mailto:valeriy.stolbov@gmail.com), <https://orcid.org/0000-0003-3259-8660>**G.V. Netbay**, [netbay.georgij@gmail.com](mailto:netbay.georgij@gmail.com)

Perm National Research Polytechnic University, Perm, Russia

**Abstract.** The paper analyzes the evaluation of the quality of performance of control models of the city heat network. The results of the analysis are a recommendation for choosing the optimal control model in terms of accuracy and resources required for its training. This recommendation will allow to realize an intellectual module for the decision support system. The intellectual module will be used in the realization of the automated control system of the heat network of the city and will allow more economically, in terms of resource consumption to ensure the maintenance of the required temperature regime in the apartment buildings of consumers. **Purpose of the research.** Selection of a model that will allow to calculate with greater accuracy the value of losses in the heat supply network of the city. Application of such a model will allow to predict the behavior of the heating network and, in accordance with this, to choose the control action. **Materials and methods.** Linear model, as the simplest in training, and showed high accuracy in predicting the network in established modes, as well as a model based on decision trees, built using the method of gradient boosting. **Results.** The capabilities of a decision tree-based model trained on the basis of statistical data to predict the value of heat losses in the network taking into account the thermal inertia of the system and predicted values of air temperature have been investigated. The application of such a model, which showed good results in the study, is justified. Performance estimates for the linear model as well as for the model based on decision trees are given. **Conclusion.** The proposed methods and models are tested on real data, which confirms the possibility of their use in the development of intelligent information system of heat supply management.

**Keywords:** urban heat network management, mathematical models, predictive control, intelligent control systems

**For citation:** Stolbov V.Yu., Netbay G.V. Predictive control of the city heat supply system using linear regression and gradient boosting model. *Bulletin of the South Ural State University. Ser. Computer Technologies, Automatic Control, Radio Electronics*. 2024;24(2):28–38. (In Russ.) DOI: 10.14529/ctcr240203

### Введение

Задача теплоснабжающей организации (ТСО) заключается в обеспечении надлежащего теплоснабжения многоквартирных домов в соответствии с установленным температурным графиком [1]. Одним из ключевых аспектов при поставке теплоносителя потребителям является поддержание температуры поступающего тепла на определенном уровне. Допускается отклонение не более 5 % в меньшую сторону от указанной температуры.

Чтобы достичь оптимального регулирования режима работы котельной, ТСО может использовать различные методы и системы управления [2]. Например, в настоящее время для управления газовыми котельными внедряют системы, позволяющие в автоматизированном режиме поддерживать заданную температуру теплоносителя. Как правило, требуемую температуру задает оператор в ручном режиме посредством ввода нужных значений температуры в интерфейсе блока управления котлом. Использование таких систем в газовых котельных позволяет эффективно поддерживать заданную температуру теплоносителя на выходе из котельной путем автоматического регулирования работы котла и подачи топлива в соответствии с требуемыми параметрами [3]. Преимущества использования такой автоматики включают не только поддержание требуемого температурного режима, но и рациональный режим сжигания топлива. Это позволяет снизить затраты на энергоноситель (газ) и повысить экономическую и экологическую эффективность процесса поддержания необходимого теплового режима в жилых домах [4]. В результате исследований на котельной в городе Лысьва Пермского края было установлено, что экономия газа может достигать 12–15 % в год в зависимости от температуры окружающей среды в течение отопительного сезона [5].

Разработка и внедрение интеллектуальной системы управления температурой теплоносителя с учетом прогнозных значений температуры воздуха является логическим шагом в развитии автоматизации системы теплоснабжения [6, 7]. Эта интеллектуальная система должна анализировать прогнозную погоду и использовать эту информацию для оптимального управления температурой теплоносителя на выходе из котельной. Применение такой интеллектуальной системы позволит достичь экономии топлива в случаях быстрой смены погодных условий. Этот результат зависит от нескольких факторов, включая температуру окружающей среды в отопительный сезон и состояние теплосети.

Для реализации системы автоматизированного управления необходима модель тепловых потерь сети, а именно части, участвующей в транспортировке теплоносителя от котельной к домам [8]. Были апробированы несколько подходов к моделированию тепловых потерь: искусственные нейронные сети, линейная регрессия и модель на основе деревьев решений (XGBoost). В данной статье будут рассмотрены последние две.

В ходе эксплуатации и ремонта тепловой сети происходит изменение её свойств, а именно замена изоляции или её износ приводит к увеличению или уменьшению тепловых потерь. Оседание частиц грязи и ржавчины в трубопроводе приводит к изменению его свойств [9]. Изменения, происходящие в тепловой сети, приводят к снижению точности работы модели управления. Для компенсации этих изменений необходимо проводить обучение или дообучение модели. Модель, которая при равной с другими точности работы, может быть обучена за небольшое время, более удобна в эксплуатации.

Целью данной работы является анализ точности работы моделей потерь тепловой сети на основе линейной регрессии и деревьев решений для различных фрагментов тепловой сети города.

Для достижения этой цели были поставлены следующие задачи:

- 1) анализ факторов, влияющих на процесс управления тепловой сетью города;
- 2) построение линейных моделей для тепловой сети города Чернушка;
- 3) построение модели на основе деревьев решений для того же фрагмента тепловой сети;
- 4) сравнение точности работы моделей.

В ходе анализа текущего подхода к управлению городской системой теплоснабжения было установлено, что на процесс управления тепловой сетью влияют такие факторы, как время достижения теплоносителем дома (для каждого дома своё), прогнозная температура окружающей среды в момент достижения теплоносителем дома и состояние тепловой сети: изоляция, состояние труб [10].

Литературный обзор показал, что для устоявшихся режимов, когда температуры окружающей среды и теплоносителя не меняются в течение нескольких часов, тепловые потери участка сети могут быть выражены числовым коэффициентом [11]. В таких ситуациях с задачей моделирования успешно может справиться линейная модель. Однако такой подход не учитывает переходные процессы, например тепловую инерцию подающего трубопровода сети, что может влиять на процесс управления в моменты резкого изменения температуры окружающей среды.

### Постановка задачи управления

Задачу управления тепловой сетью можно определить следующим образом: требуется найти такую температуру теплоносителя в подающем трубопроводе котельной, чтобы в моменты достижения теплоносителем домов его температура была как можно ниже, но не менее 0,95х от определенной установленным температурным графиком [1].

Математическая постановка задачи прогнозного управления тепловой сетью с учетом факторов, влияющих на процесс, выглядит следующим образом.

Найти оптимальные значения температуры на выходе из котельной в заданные моменты времени:

$$T_{\text{вых}}^* (\tau_k), k = 1, 2, \dots$$

при которой

$$\sum_{i=1}^n \left( T_{\text{вх},i} (T_{\text{вых}}, \alpha, \tau_{\text{зап},i}) - \bar{T}_i (T_{\text{возд}}) \right)^2 \rightarrow \min, \forall \tau_k$$

при ограничениях:

$$T_{\text{вх}_i} \geq 0,95\bar{T}_i, \forall \tau_k;$$

$$T_{\text{вых}}^{\text{min}} \leq T_{\text{вых}} \leq T_{\text{вых}}^{\text{max}}, \forall \tau_k,$$

где  $k$  – выбранный момент времени, для которого производится расчёт;  $T_{\text{вх}_i}$  – температура на входе в  $i$ -й дом;  $T_{\text{вых}}$  – температура на выходе котельной;  $T_{\text{возд}}$  – температура окружающего воздуха;  $\alpha$  – параметр состояния тепловой сети (изоляция, архитектура);  $\tau_{\text{зап}_i}$  – время достижения теплоносителем  $i$ -го дома (запаздывание).

**Методы решения и анализ результатов**

Для решения рассматриваемой задачи было предложено построить модель тепловой сети и при помощи неё, используя метод дихотомии, вычислять требуемую температуру на выходе котельной. Модель тепловых потерь сети позволит получать информацию о том, как ведёт себя тепловая сеть в ответ на заданные управляющие воздействия [12]. Использование метода дихотомии помогает решить задачу выбора оптимального управляющего воздействия – температуру теплоносителя в подающем патрубке котельной таким образом, чтобы его температура при достижении домов была в необходимых границах.

Моделирование тепловых потерь в сети производилось при помощи двух подходов: линейной регрессии и алгоритма XGBoost, который является развитием алгоритма деревьев решений [13, 14].

Работы проводились с использованием данных, предоставленных теплоснабжающей организацией, обслуживающей котельные в городах Лысьва и Чернушка Пермского края. Данные были получены с интеллектуальных приборов учёта тепла, установленных на подающем трубопроводе котельной и входах в многоквартирные дома в городе Чернушка. Сбор данных производился в период с 01.12.2019 г. по 01.03.2020 г. с помощью информационной системы «Аврора. ЖКХ» [2]. Выборка включает в себя такие параметры, как температура теплоносителя на выходе котельной, температура теплоносителя на входе в дома, температура окружающей среды.

Для обучения моделей были выбраны 10 многоквартирных домов, данные для которых содержат наименьшее количество пропусков и выбросов. Для каждого дома была построена отдельная модель. Обучение производилось на данных за период с 01.12.2019 г. по 01.01.2020 г. Для проверки точности работы моделей были использованы данные за период с 01.01.2020 г. по 01.01.2020 г. Построение линейных моделей производилось с учетом того факта, что в устоявшемся режиме тепловые потери сети могут быть выражены числовым коэффициентом. С использованием полученных моделей были вычислены температуры теплоносителя на входе в многоквартирные дома, которые затем были сравнены с реальными значениями из выборки. Оценки полученных результатов работы модели можно увидеть в табл. 1.

Таблица 1

Оценки качества работы линейной модели для вычисления температуры теплоносителя на входе в дома

Table 1

Assessment of the performance quality of a linear model for calculating the temperature of the coolant at the entrance to houses

| № дома в выборке данных | Среднее квадратичное отклонение вычисленной температуры от измеренной, °С | Максимальное отклонение вычисленной температуры от измеренной, °С |
|-------------------------|---|---|
| 1                       | 1,26  | 5,4   |
| 2                       | 0,27  | 6,0   |
| 3                       | 0,28  | 6,1   |
| 4                       | 0,10  | 4,8   |
| 5                       | 0,27  | 5,2   |
| 6                       | 0,61  | 4,2   |
| 7                       | 0,43  | 3,7   |
| 8                       | 1,12  | 5,2   |
| 9                       | 0,35  | 3,8   |
| 10                      | 0,39  | 3,4   |

На рис. 1 приведено сравнение измеренной температуры теплоносителя в многоквартирном доме № 1 и вычисленной температуры с использованием линейной модели.

На рис. 2 приведено сравнение измеренной температуры теплоносителя в многоквартирном доме № 2 и вычисленной температуры с использованием линейной модели.

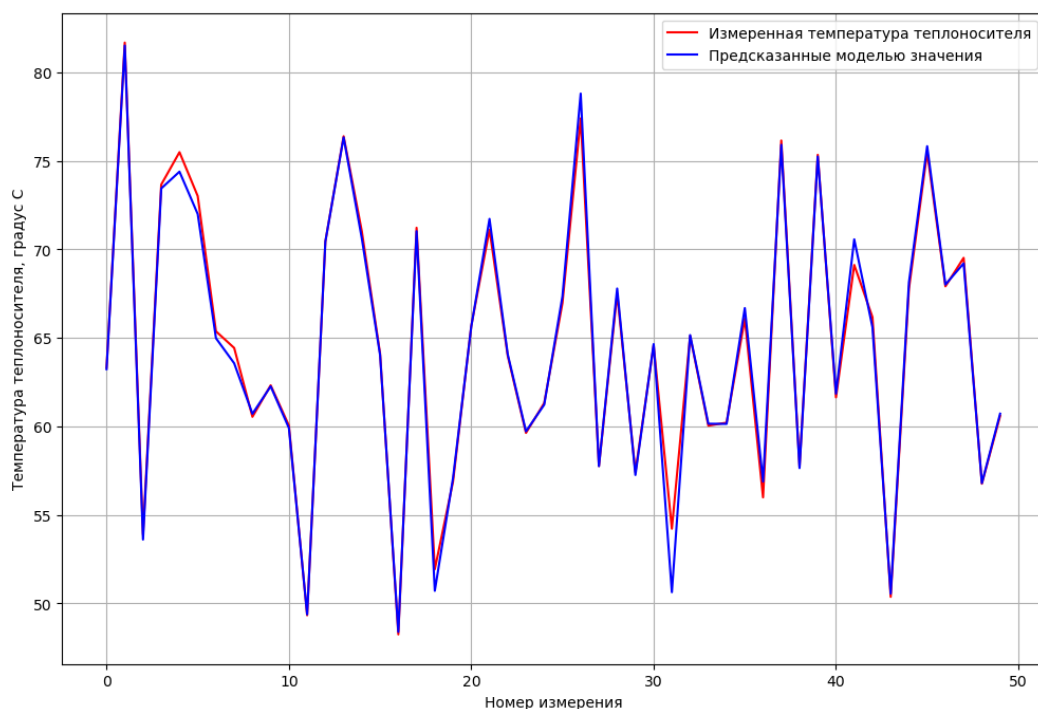


Рис. 1. Измеренные значения температуры теплоносителя и предсказанные линейной моделью для дома № 1 из выборки данных  
Fig. 1. Measured values of coolant temperature and predicted by the linear model for house No. 1 from the data sample

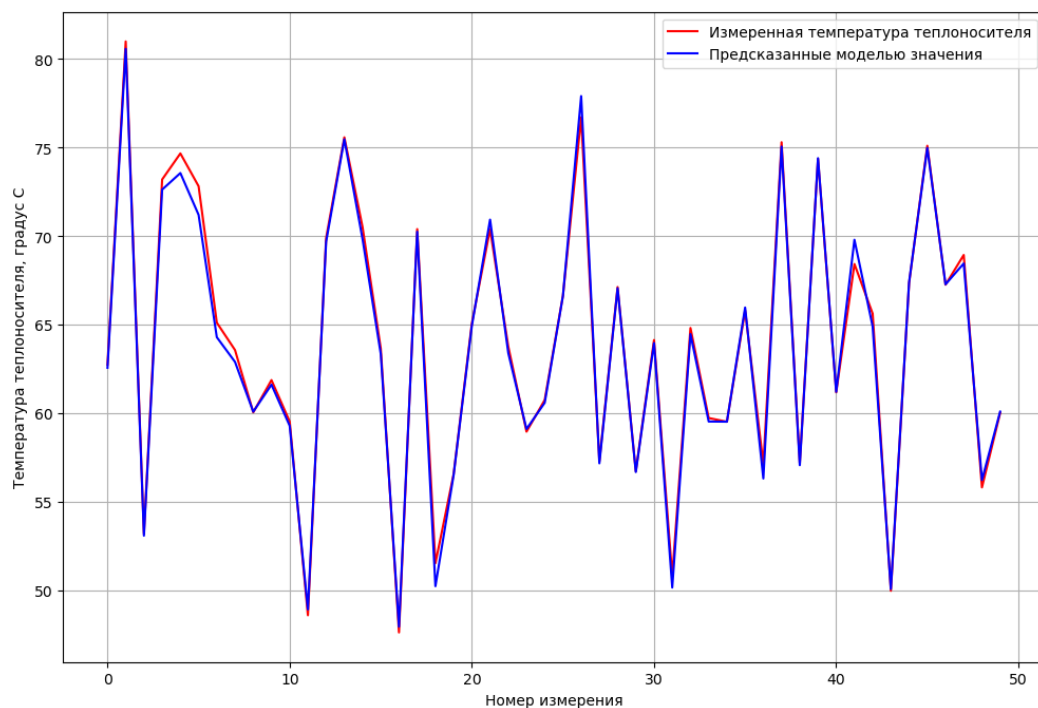
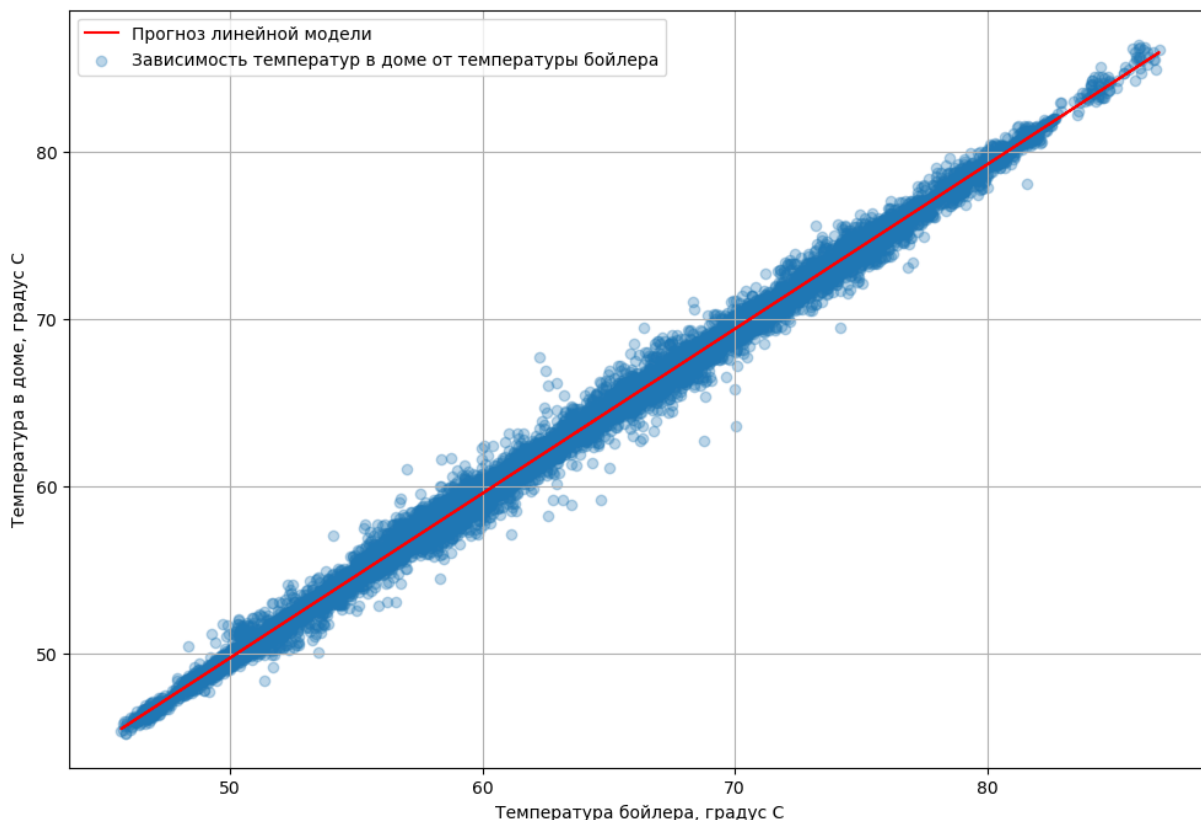


Рис. 2. Измеренные значения температуры теплоносителя и предсказанные линейной моделью для дома № 2 из выборки данных  
Fig. 2. Measured values of coolant temperature and predicted by the linear model for house No. 2 from the data sample

В ходе разработки модели для анализа качества её работы были построены визуализации распределения температур на входе в дома от температуры в подающем трубопроводе котельной, а также график функции модели. Визуализацию для дома № 3 из выборки данных видно на рис. 3.



**Рис. 3. Визуализация распределения зависимости температуры на входе в дом № 5 из выборки данных от температуры на выходе котельной**  
**Fig. 3. Visualization of the distribution of the dependence of the temperature at the entrance to house No. 5 from the data sample on the temperature at the outlet of the boiler room**

По визуализации можно увидеть, что данные в выборке имеют значительный разброс, различный во всем диапазоне, а линейная модель неточно их описывает. Предположительно, такое поведение связано с переходными процессами, происходящими в системе теплоснабжения при изменении температуры на улице, а также при изменении температуры теплоносителя. Для учета этих изменений было предложено использовать модель на основе деревьев решений XGBoost [7]. В основе этого алгоритма лежит техника, которая называется градиентный бустинг. При использовании этой техники модель строится в форме ансамбля слабых предсказывающих моделей, в данном случае деревьев решений. Обучение ансамбля проводится итерационно. На каждой итерации вычисляется ошибка в работе ансамбля, построенного на предыдущей итерации. Следующая модель, которая будет добавлена в ансамбль, будет построена так, чтобы исправить эту ошибку. Таким образом, добавив предсказания нового дерева к предсказаниям ансамбля, возможно уменьшить среднее отклонение модели. Новые модели добавляются в ансамбль до тех пор, пока ошибка уменьшается либо пока не выполняется одно из правил ранней остановки.

В качестве входных данных для модели XGBoost была выбрана температура в подающем трубопроводе котельной из набора данных, а также сконструированные признаки:

- температура на выходе котельной в текущий момент времени;
- изменение температуры на выходе котельной за последний час (разница с учётом знака между температурой сейчас и час назад);
- изменение температуры на улице за последние 3 часа (разница с учётом знака между температурой сейчас и три часа назад);

- текущее значение температуры на улице;
- прогнозное изменение температуры на улице через час.

В ходе работы было высказано предположение, что учёт таких параметров, как изменение температуры на выходе котельной за последний час и изменение температуры на улице за последние 3 часа, позволит учесть переходные процессы, происходящие в системе теплоснабжения.

Оценки качества работы модели XGBoost для прогнозирования температуры теплоносителя на входе в дома приведены в табл. 2.

Графики прогнозных температур для линейной модели и модели XGBoost для домов № 2 и № 3 из набора данных можно увидеть на рис. 4 и 5 соответственно.

Таблица 2

Показатели точности работы моделей XGBoost для прогнозирования теплоносителя на входе в дома из выборки

Table 2

Accuracy indicators of XGBoost models for predicting the coolant at the entrance to houses from the sample

| № дома в выборке данных | Среднее квадратичное отклонение вычисленной температуры от измеренной, °С | Максимальное отклонение вычисленной температуры от измеренной, °С |
|-------------------------|---|---|
| 1                       | 0,98  | 3,78  |
| 2                       | 0,19  | 4,2   |
| 3                       | 0,21  | 4,4   |
| 4                       | 0,11  | 4,7   |
| 5                       | 0,22  | 4,3   |
| 6                       | 0,43  | 3,4   |
| 7                       | 0,37  | 2,9   |
| 8                       | 0,93  | 4,1   |
| 9                       | 0,22  | 3,1   |
| 10                      | 0,32  | 2,7   |

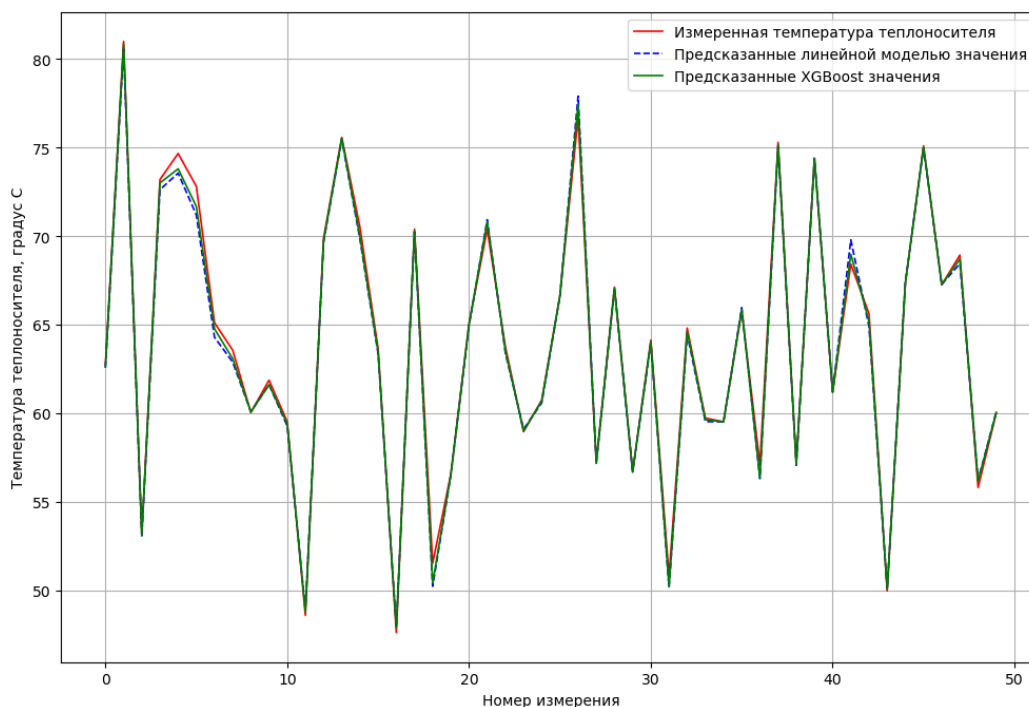
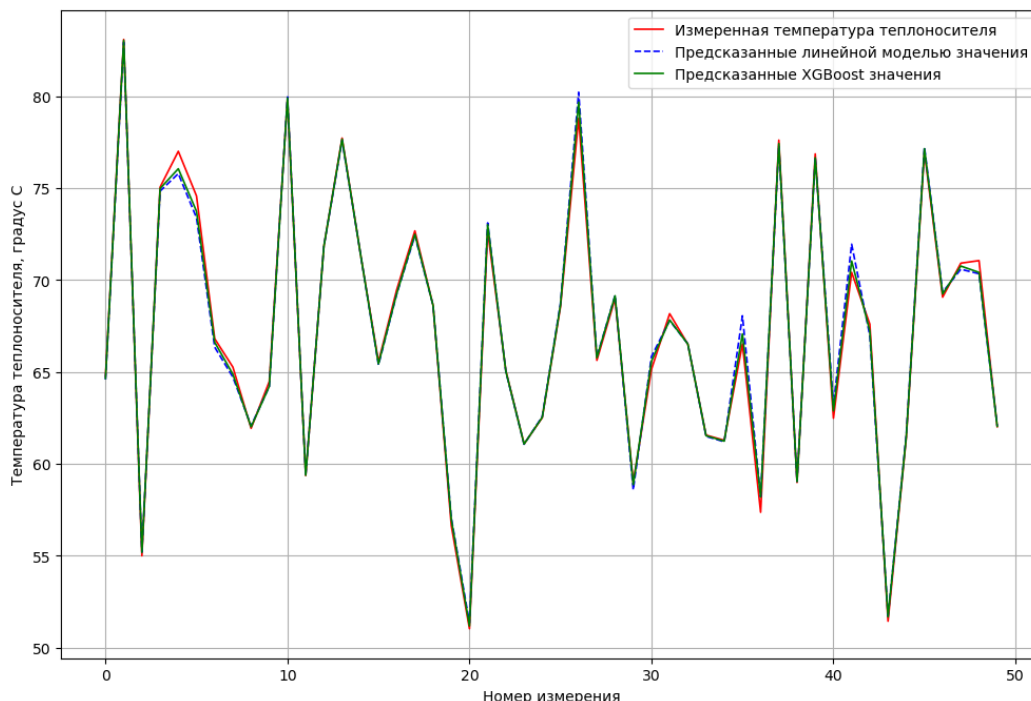


Рис. 4. Измеренные значения температуры теплоносителя и предсказанные моделями на основе данных для дома № 2 из выборки данных  
Fig. 4. Measured values of coolant temperature and predicted by models based on data for house No. 2 from the data sample



**Рис. 5. Измеренные значения температуры теплоносителя и предсказанные модели на основе данных для дома № 3 из выборки данных**  
**Fig. 5. Measured values of coolant temperature and predicted by models based on data for house No. 3 from the data sample**

Сравнение точности моделей проводилась по величине средней квадратичной ошибки, а также максимальной абсолютной величине разности между вычисленной и измеренной температурами. Результаты сравнения можно увидеть в табл. 3. По приведенным результатам можно увидеть, что модель XGBoost практически во всех случаях показала лучшие результаты.

Таблица 3

**Сравнение результатов работы линейной модели и XGBoost прогнозирования температуры теплоносителя на входе в дома**

Table 3

**Comparison of the results of the linear model and XGBoost for predicting the coolant temperature at the entrance to houses**

| № дома в выборке данных | Среднее квадратичное отклонение вычисленной температуры от измеренной, °С |         | Максимальное отклонение вычисленной температуры от измеренной, °С |         |
|-------------------------|---|---------|---|---------|
|                         | Линейная модель   | XGBoost | Линейная модель   | XGBoost |
| 1                       | 1,26  | 0,98    | 5,4   | 3,78    |
| 2                       | 0,27  | 0,19    | 6,0   | 4,2     |
| 3                       | 0,28  | 0,21    | 6,1   | 4,4     |
| 4                       | 0,10  | 0,11    | 4,8   | 4,8     |
| 5                       | 0,27  | 0,22    | 5,2   | 4,3     |
| 6                       | 0,61  | 0,43    | 4,2   | 3,4     |
| 7                       | 0,43  | 0,37    | 3,7   | 2,9     |
| 8                       | 1,12  | 0,93    | 5,2   | 4,1     |
| 9                       | 0,35  | 0,22    | 3,8   | 3,1     |
| 10                      | 0,39  | 0,32    | 3,4   | 2,7     |

**Заключение**

В ходе работы была выполнена подготовка данных, обучение двух моделей и сравнение результатов их работы при прогнозировании поведения городской сети теплоснабжения. Модель



XGBoost при обучении на данных, содержащих сконструированные признаки, показала лучший результат, чем линейная модель, обученная только на температуре теплоносителя на выходе из котельной. Логичным продолжением данной работы будет расчёт экономической эффективности применения данной модели и апробация её в реальных условиях.

### Список литературы

1. Белоусов О.А., Иванов С.В. Интеллектуальная система управления и мониторинга газовой котельной // Программные продукты и системы. 2012. № 1. С. 75–80. URL: <https://cyberleninka.ru/article/n/intellektualnaya-sistema-upravleniya-i-monitoringa-gazovoy-kotelnoy> (дата обращения: 01.03.2024).
2. Пинчук В.А. Методы управления режимами тепловых сетей // Вестник магистратуры. 2021. № 1-5 (112). С. 83–94. URL: <https://cyberleninka.ru/article/n/metody-upravleniya-rezhimami-teplovyh-setey> (дата обращения: 12.03.2024).
3. Штым К.А. Котельные установки с топливно-реверсивными циклонно-вихревыми предтопками // Горный информационно-аналитический бюллетень. 2014. № S4-3. С. 3–12. URL: <https://cyberleninka.ru/article/n/kotelnye-ustanovki-s-toplivno-reversivnymi-tsiklonno-vihrevymi-predtopkami> (дата обращения: 12.03.2024).
4. 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
5. Банников Р.Ю., Нетбай Г.В., Онискив В.Д., Столбов В.Ю. Нейросетевое управление городской системой теплоснабжения с учетом прогнозных данных // Управление большими системами: труды XVII Всероссийской школы-конференции молодых ученых. М., 2021. С. 167–177. DOI: 10.25728/ubs.2021.015
6. Цифровизация в теплоснабжении поможет сэкономить и уменьшить число аварий [Электронный ресурс]. URL: <https://finance.rambler.ru/other/43358259/> (дата обращения: 20.01.2024).
7. Ясницкий Л.Н. Интеллектуальные системы. М.: Лаборатория знаний, 2016. 221 с.
8. Naik K., Ianakiev A. Heat demand prediction: A real-life data model vs simulated data model comparison // Energy Reports. 2021. Vol. 7, sup. 4. P. 380–388. DOI: 10.1016/j.egyр.2021.08.093
9. Культяев С.Г., Малая Э.М. Модель термoeкономической оптимизации распределительных тепловых сетей // Вестник Тамбовского университета. Серия: Естественные и технические науки. 2012. Т. 17, вып. 6. С. 1590–1593. URL: <https://cyberleninka.ru/article/n/raspredelitelnyh-teplovyh-setey> (дата обращения: 12.03.2024).
10. Лаптев С.В. Системы управления котельными установками // Известия ТРТУ. 2004. № 1 (36). С. 152–153. URL: <https://cyberleninka.ru/article/n/sistemy-upravleniya-kotelnyimi-ustanovkami> (дата обращения: 12.03.2024).
11. Heating and cooling networks: A comprehensive review of modelling approaches to map future directions / A. Brown, A. Foley, D. Laverty et al. // Energy. 2022. Vol. 261 (13). P. 125060. DOI: 10.1016/j.energy.2022.125060
12. Банникова С.А., Захаров В.М., Козлова М.В. Экспериментальное определение тепловых потерь сети теплоснабжения для их использования в устройстве утилизации // Вестник ИГЭУ. 2019. № 1. С. 5–11. URL: <https://cyberleninka.ru/article/n/eksperimentalnoe-opredelenie-teplovyh-poter-seti-teplosnabzheniya-dlya-ih-ispolzovaniya-v-ustroystve-utilizatsii> (дата обращения: 12.03.2024).
13. Tianqi C., Guestrin C. Scalable Tree Boosting System // KDD 2016: 22nd ACM SIGKDD International Conference on Knowledge Discovery and Data Mining, San Francisco, CA, USA, August 13–17, 2016. NY: ACM, 2016. P. 785–794.
14. Васильев Г.В., Бердоносоев В.Д. Методика по эффективному применению гибридных моделей нейронных сетей для прогнозирования энергопотребления // Электротехнические системы и комплексы. 2022. № 4 (57). С. 88–95. URL: <https://cyberleninka.ru/article/n/metodika-po-effektivnomu-primeneniyu-gibridnyh-modeley-neyronnyh-setey-dlya-prognozirovaniya-energopotrebleniya> (дата обращения: 12.03.2024).

## References

1. Belousov O.A., Ivanov S.V. [Intelligent Control System and Monitoring of a Gas Boiler]. *Software & Systems*. 2012;(1):75–80. (In Russ.) Available at: <https://cyberleninka.ru/article/n/intellektualnaya-sistema-upravleniya-i-monitoringa-gazovoy-kotelnoy> (accessed 01.03.2024).
2. Pinchuk V.A. [Methods of controlling heat network modes]. *Vestnik magistratury*. 2021;1-5(112): 83–94. (In Russ.) Available at: <https://cyberleninka.ru/article/n/metody-upravleniya-rezhimami-teplovyyh-setey> (accessed 12.03.2024).
3. Shtym K.A. Boilers with fuel reversible cyclone-vortex burners. *Mining informational and analytical bulletin*. 2014;S4-3:3–12. (In Russ.) Available at: <https://cyberleninka.ru/article/n/kotelnye-ustanovki-s-toplivno-reversivnymi-tsiklonno-vihrevymi-predtopkami> (accessed: 12.03.2024).
4. 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;20(3):29–38. (In Russ.) DOI: 10.14529/ctcr200303
5. Bannikov R.Yu., Netbay G.V., Oniskiv V.D., Stolbov V.Yu. Neural network management of the city heat supply system taking into account forecast data. In: *Upravlenie bol'shimi sistemami: trudy XVII Vserossiyskoy shkoly-konferentsii molodykh uchenykh* [Management of large systems: proceedings of the XVII All-Russian School-Conference of Young Scientists]. Moscow; 2021. P. 167–177. DOI: 10.25728/ubs.2021.015
6. *Tsifrovizatsiya v teplosnabzhenii pomozhet sekonomit' i umen'shit' chislo avari* [Digitalization in heat supply will help to save money and reduce the number of accidents]. (In Russ.) Available at: <https://finance.rambler.ru/other/43358259/> (accessed 20.01.2024).
7. Yasnitskiy L.N. *Intellektual'nye sistemy* [Intelligent systems]. Moscow: Laboratoriya znaniy; 2016. 221 p. (In Russ.)
8. Naik K., Ianakiev A. Heat demand prediction: A real-life data model vs simulated data model comparison. *Energy Reports*. 2021;7(4):380–388. DOI: 10.1016/j.egyr.2021.08.093
9. Kulyayev S.G., Malaya E.M. Thermo-economic model of optimization of district heating network. *Tambov university reports. Series: Natural and technical sciences*. 2012;17(6):1590–1593. (In Russ.) Available at: <https://cyberleninka.ru/article/n/raspredelitelnyh-teplovyyh-setey> (accessed 12.03.2024).
10. Laptev S.V. [Boiler plant control systems]. *Izvestiya TRTU*. 2004;1(36):152–153. (In Russ.) Available at: <https://cyberleninka.ru/article/n/sistemy-upravleniya-kotelnyimi-ustanovkami> (accessed 12.03.2024).
11. Brown A., Foley A., Laverty D., McLoone S., Keatley P. Heating and cooling networks: A comprehensive review of modelling approaches to map future directions. *Energy*. 2022;261(13):125060. DOI: 10.1016/j.energy.2022.125060
12. Bannikova S.A., Zakharov V.M., Kozlova M.V. Experimental estimation of thermal losses of the heat supply network for using them in a recovery device. *Bulletin ISPEU = Vestnik IGEU*. 2019;(1):5–11. (In Russ.) Available at: <https://cyberleninka.ru/article/n/eksperimentalnoe-opredelenie-teplovyyh-poter-seti-teplosnabzheniya-dlya-ih-ispolzovaniya-v-ustroystve-utilizatsii> (accessed 12.03.2024).
13. Tianqi C., Guestrin C. Scalable Tree Boosting System. In: *KDD 2016: 22nd ACM SIGKDD International Conference on Knowledge Discovery and Data Mining, San Francisco, CA, USA, August 13–17, 2016*. NY: ACM, 2016. P. 785–794.
14. Vasilev G.V., Berdonosov V.D. Methodology for effective application of hybrid models of neural networks for energy consumption prediction. *Electrotechnical Systems and Complexes*. 2022;4(57):88–95. (In Russ.) Available at: <https://cyberleninka.ru/article/n/metodika-po-effektivnomu-primeneniyu-gibridnyh-modeley-neyronnyh-setey-dlya-prognozirovaniya-energopotrebleniya> (accessed 12.03.2024).

*Информация об авторах*

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

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

*Information about the authors*

**Valery Yu. Stolbov**, Dr. Sci. (Eng.), Prof., Head of the Department of Computational Mathematics, Mechanics and Biomechanics, Perm National Research Polytechnic University, Perm, Russia; valeriy.stolbov@gmail.com.

**Georgij V. Netbay**, Postgraduate student, Engineer of the Department of Computational Mathematics, Mechanics and Biomechanics, Perm National Research Polytechnic University, Perm, Russia; netbay.georgij@gmail.com.

*Статья поступила в редакцию 13.03.2024*

*The article was submitted 13.03.2024*