

Automatic Control of the Heat Supply of Public Buildings using a Combination of Neural Networks and PID Control

Batukhtin A.G., Seredkin A.A., Palkin G.A., Dolgikh R.S.

Federal State Educational Institution of Higher Education «Transbaikal State University»
(FSEI HE «TSU»), Transbaikal State University)
Chita, Russian Federation

Abstract. The aim of this study is to develop a method for improving temperature control in an administrative and public building. Multi-story administrative and public buildings connected to a district heating system were chosen as the subjects of the study. The subject of the study is the heating system of an individual building. To achieve this goal, heating system operation was modeled, including using a physical model on a test site. The analysis was conducted by comparing actual temperatures with their calculated values and those established by a temperature chart. The tasks of modeling the operation of the heating system were solved, including in a physical model at the test site. The analysis of the actual operating parameters was carried out by comparing them with the calculated values and the values set by the temperature schedule. To evaluate energy efficiency and adjust the parameters of automatic control, the authors developed a mathematical model of the object heating system building. It is proposed to supplement the traditional algorithm of automatic PID regulation by taking into account the building temperature parameter determined using a neural network. In this case, the maximum approximation of the controlled parameter value to the target value is achieved. The most important result is to improve the quality of temperature control in the building using a neural network to determine the representative coefficients of various rooms. The significance of the obtained scientific results lies in the fact that due to the use of a neural network, the probability of deviation of the main technological parameter during transients is reduced, which increases the adaptability of regulation.

Keywords: heating system, temperature graph, heat consumption, automatic control, artificial intelligence, heat consumer.

DOI: <https://doi.org/10.52254/1857-0070.2025.4-68.06>

UDC: 621.1.016

Controlul automat al alimentării cu căldură a clădirilor publice utilizând o combinație de rețele neuronale și control PID

Batukhtin A.G., Seredkin A.A., Palkin G.A., Dolgikh R.S.

Instituția Federală de Învățământ Superior de Stat «Universitatea de Stat Transbaikal» (FSEI HE «TSU»),
Universitatea de Stat Transbaikal), Cita, Federația Rusă

Rezumat. Scopul acestei lucrări este de a dezvolta o modalitate eficientă din punct de vedere energetic pentru a îmbunătăți calitatea controlului temperaturii într-o clădire. Ca obiect al studiului au fost selectați marii consumatori de căldură ai sistemului de încălzire centralizată, precum și modele fizice ale amplasamentului de testare creat. Subiectul studiului îl reprezintă parametrii reali de funcționare ai sistemelor de încălzire în punctele de încălzire cu reglare automată. Sarcinile de modelare a funcționării sistemului de încălzire au fost rezolvate, inclusiv într-un model fizic la amplasamentul de testare. Analiza parametrilor reali de funcționare a fost efectuată prin compararea acestora cu valorile calculate și valorile stabilite de programul de temperatură. Pentru a evalua eficiența energetică și a ajusta parametrii controlului automat, autorii au dezvoltat un model matematic „sistem de încălzire - clădire”. Se propune completarea algoritmului tradițional de reglare PID automată prin luarea în considerare a parametrului de temperatură al clădirii determinat folosind o rețea neuronală. În acest caz, se obține aproximarea maximă a valorii parametrului controlat la valoarea țintă. Cel mai important rezultat este îmbunătățirea calității controlului temperaturii în clădire folosind o rețea neuronală pentru a determina coeficienții de reprezentativitate ai diferitelor încăperi. Semnificația rezultatelor științifice obținute constă în faptul că, datorită utilizării unei rețele neuronale, probabilitatea deviației principalului parametru tehnologic în timpul tranzițiilor este redusă, ceea ce crește adaptabilitatea reglării.

Keywords: sistem de încălzire, grafic de temperatură, consum de căldură, control automat, inteligență artificială, consumator de căldură.

Автоматическое регулирование теплового режима административно-общественных зданий за счет применения комбинации нейронной сети и ПИД-регулятора

Батухтин А.Г., Середкин А.А., Палкин Г.А., Долгих Р. С.

Забайкальский государственный университет (ФГБОУ ВО «ЗабГУ»), Чита, Российская Федерация

Аннотация. Целью данной работы является разработка способа повышения качества регулирования температуры в административно-общественном здании. В качестве объекта исследования выбраны административно-общественные многоэтажные здания, подключенные к системе централизованного теплоснабжения. Предметом исследования является система теплоснабжения отдельного здания. Для достижения поставленной цели: были решены задачи по моделированию работы системы отопления, в том числе в физической модели на испытательном полигоне. Анализ проводился методом сравнения фактических температур с их расчетными значениями и значениями, установленными температурным графиком. Для оценки качества регулирования и проверки корректности работы регулятора, была разработана математическая модель объекта управления «система отопления - здание». В частности, она позволила оценить скорректированное значение температуры прямой сетевой воды, которая должна поступать в систему отопления при текущих температурных условиях и заданном температурном графике. Анализ температуры прямой сетевой воды и температур в представительных помещениях (ПП) здания, полученных на математической модели при ПИД-регулировании, выявил необходимость коррекции алгоритма регулирования. Для решения обозначенной проблемы предложено дополнить алгоритм ПИД-регулирования учетом параметра средней температуры в здании, полученного с использованием нейронной сети. При этом достигается наилучшее приближение величины регулируемого параметра к целевому значению. Наиболее важным результатом является повышение качества регулирования САУ средней температуры в здании с использованием регулятора, имеющего в своем составе нейронную сеть и ПИД-регулятор. Значимость полученных научных результатов состоит в том, что благодаря использованию нейронной сети для определения коррекции коэффициентов представительности помещений, снижается величина отклонения температуры ПП во время переходных процессов при действии возмущений в виде теплоступлений в отдельные помещения, что обеспечивает повышение качества регулирования.

Ключевые слова: система отопления, температурный график, теплоснабжение, автоматическое регулирование, нейронная сеть, тепловой баланс, теплопередача.

ВВЕДЕНИЕ

В настоящее время существуют несколько способов местного регулирования систем отопления включающих применение нейронных сетей. Однако при любом из этих способов регулирования имеются специфические проблемы, не позволяющие обеспечить достижение целевых значений всеми режимными параметрами систем теплоснабжения одновременно. На практике, некорректное регулирование в системах теплоснабжения увеличивает текущие издержки потребителей тепла и увеличивает выбросы вредных веществ на источниках тепла. Для оптимизации местного регулирования систем теплоснабжения ученые широко используют нейросетевые модели, основанные на физических данных [1]. Преимущественно используется метод прямого прогнозирования выходных значений имитационной модели тепловых параметров зданий. Так в [2] для этой цели была применена нейронная сеть совместно с регрессионным анализом. Исследования [3] показали, что интеграция нейронных сетей может значительно повысить точность оценки

потребления ресурсов зданиями благодаря их способности извлекать сложные нелинейные зависимости из больших наборов данных. В [4] отмечается, что выбор различных комбинаций безразмерных параметров, подаваемых на вход нейронной сети оказывает большое влияние на точность прогнозирования. В виду этого факта исследователи уделяют большое внимание способам повышения качества обучения прогнозирующей нейронной сети [5, 6].

Другое направление использования нейронных сетей в регулировании систем отопления состоит в комбинировании их с другими типами регуляторов. Более интеллектуальный и учитывающий контекст метод управления может быть более энергоэффективным, чем обычное управление [7]. Метод основанный на модели обратной динамики температуры воздуха в помещении, предложенный Абдулиным В. В. [8] позволяет снизить общее энергопотребление системы отопления здания при одновременном повышении уровня комфорта в здании за счет применения усовершенствованной системы прямого управления отоплением. При этом

усложнение структуры регулятора позволяет повысить качество его работы. Кузьмин А. и другие в своей работе [9] допустили возможность использования адаптивной настройки ПИД-регулятора в режиме реального времени, чтобы повысить эффективность управляющего алгоритма. Обеспечить такую настройку можно в том числе за счет применения специальной настроенной нейронной сети. Так, например, в [10] описан адаптивный ПИД-регулятор, который использует нейронную сеть для оптимизации своих параметров, чтобы обеспечить заданные значения энергопотребления.

Еще одна проблема современных интеллектуальных систем управления отоплением зданий, связана с пропуском значений или выбросами в показаниях температурных и других датчиков ввиду сбоев программного или аппаратного обеспечения либо человеческого фактора может быть решена за счет применения рекуррентной нейронной сети для прогнозирования следующего значения датчика на основе его исторических данных [11]. Однако в целом, такого решения недостаточно для прогнозирования и учета влияния кратковременных изменений теплового режима здания, вызванных деятельностью людей. Для этого в некоторых работах исследуются адаптивные механизмы, позволяющие фиксировать присутствие людей в отапливаемых помещениях и формировать соответствующую реакцию. Например, такой подход был реализован при установке динамического обогрева в одном из помещений жилого дома (кампус Сенарт Университета Париж-Эст-Кретьей) [12]. Работа ученых [13, 14] посвящена описанию и анализу применения нейросетевого контроллера способного регулировать температуру внутреннего воздуха с учетом прогнозов метеоусловий и теплопоступлений от инсоляции. Существующие системы прогнозирующего управления с моделями для систем отопления чаще всего применяют регулятор в комплексе с нелинейной моделью. Эффективность такого регулятора во многом определяется точностью прогноза, что, в конечном итоге, приводит к снижению качества регулирования при недостаточно точном прогнозировании. Рассмотренный в работах ученых метод генерации сценариев для регулирования внутренней температуры

воздуха, может быть применен к нескольким внешним возмущениям, например, инсоляции и температуре наружного воздуха, что дает преимущества перед однопараметрическими методами [15-18]. Проведенные исследования в области широкодоступных датчиков и микроконтроллеров позволили разработать и внедрить интеллектуальные методы совместного управления инженерными системами зданий. Однако, по-прежнему, остро стоит проблема в адаптации этих методов для модернизации существующих устаревших ПИД-регуляторов управления инженерными системами зданий. Решение данной проблемы позволит значительно сократить текущие издержки потребителей тепла и улучшить качество теплоснабжения. Например, исследования Иллинойского технологического института (США), а именно тестирование пяти различных методов регулирования систем отопления, подтвердило, что использование ПИД-регулятора совместно с адаптивным алгоритмом управления, дает существенную экономию в сравнении с ручным регулированием [19-24]. В российских системах теплоснабжения, как и в большинстве других стран, преобладают традиционные способы автоматического регулирования систем отопления на основе ПИД-регуляторов. Кроме того, очень большое количество систем теплоснабжения вообще не охвачены автоматизацией, а подключение систем отопления к тепловым сетям осуществляется посредством водоструйных элеваторов или дроссельных шайб.

Целью данной работы является разработка способа повышения качества регулирования температуры в административно-общественном здании, заключающегося в поддержании температуры внутреннего воздуха в помещениях, с учетом текущего уровня представительности, как можно ближе к целевому уровню при снижении общего потребления тепловой энергии зданием за счет адаптивного алгоритма управления. Способ предлагается реализовать с учетом параметра температуры здания, вычисляемого с применением нейронной сети, так как на температуру, которую регистрируют датчики, могут влиять различные особенности самих помещений (характеристики наружных ограждений, тепловыделения от людей, инсоляция, инфильтрация и т.д.). Коэффициент

представительности тех или иных помещений предполагается определять специалистами самостоятельно исходя из предназначения каждого помещения индивидуально для каждого здания. Необходимо учитывать, что местное регулирование осуществляется в общем тепловом узле и одновременно влияет на температуру во всех помещениях. Простое усреднение параметра тут не эффективно, так как нужно учесть, насколько значима точность соблюдения параметра в каждом конкретном помещении. Предлагается учитывать это с помощью коэффициентов представительности помещений, которые можно изначально определить вручную и корректировать в рамках некоторого диапазона через определенное время с помощью нейронной сети. Такой подход позволяет установить высокий приоритет помещениям, в которых важно соблюдать точное соответствие уставке (например, где постоянно находятся люди) и низкий приоритет помещениям, где допустимо отклонение от уставки в более широком диапазоне, сохраняя при этом адаптивность алгоритма к различным кратковременным

факторам. В известных работах, такой способ регулирования не рассматривался.

Выбор представительных помещений в здании для размещения датчиков температуры является важной задачей, так как на основе показаний только из этих помещений будет осуществляться регулирование температуры во всем здании. Рекомендуем обязательно размещать хотя бы один датчик температуры в северном помещении на первом этаже или в помещении с предположительно самой низкой температурой, для того чтобы иметь возможность определить для него подходящий коэффициент представительности и избежать нежелательных последствий.

ОПИСАНИЕ ОСОБЕННОСТЕЙ АВТОМАТИЧЕСКОГО ПИД-РЕГУЛЯТОРА, ИСПОЛЬЗУЕМОГО СОВМЕСТНО С НЕЙРОННОЙ СЕТЬЮ

Применение предлагаемого регулятора возможно в классической схеме автоматизации теплового пункта (рис. 1).

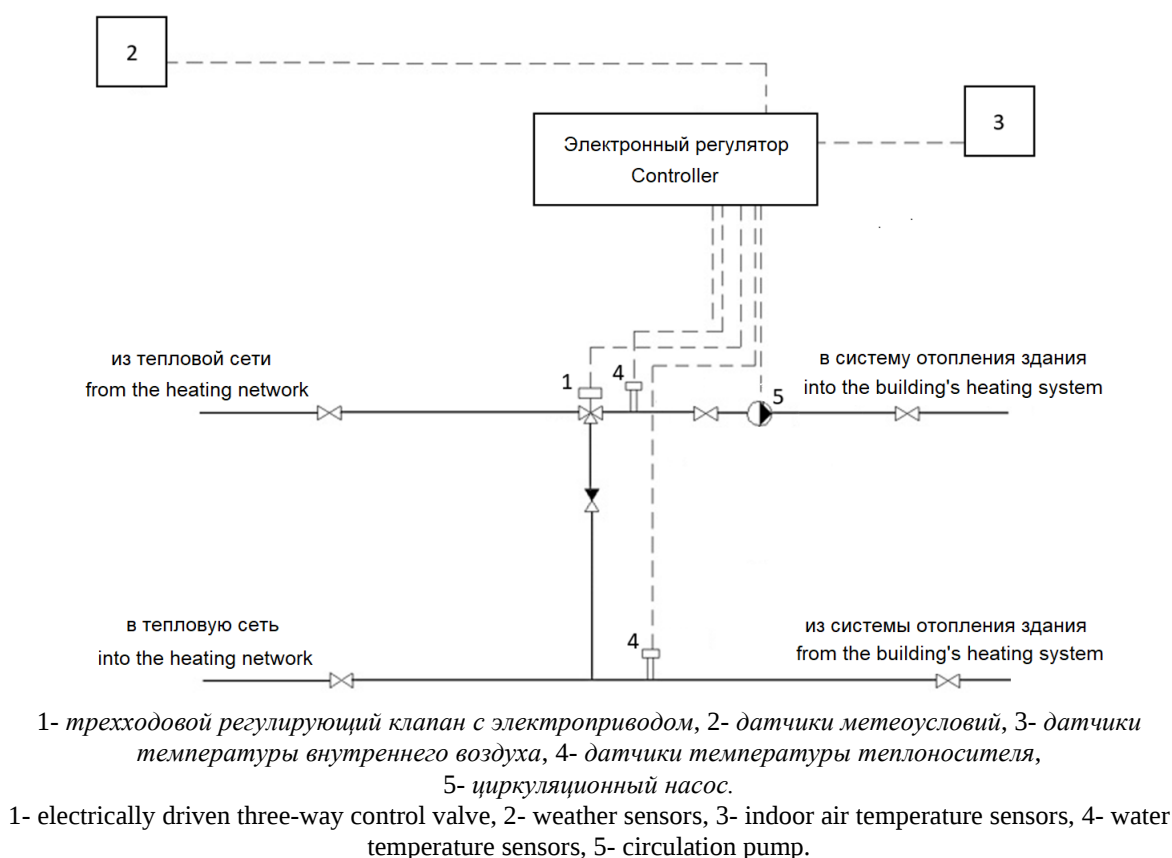


Рис. 1. Принципиальная схема автоматизации местного теплового пункта здания.

Fig. 1. Basic scheme of automation of a local heating unit in a building.

Электронный регулятор (рис. 3) включает в свой состав нейронную сеть, которая служит промежуточным элементом между системой сбора данных и ПИД-регулятором. Нейронная сеть возвращает поправки коэффициентов представительности помещений. Коэффициенты служат для формирования параметра температуры в здании, на основе которого работает ПИД-регулятор. Как уже отмечено выше, предлагаемый автоматический регулятор нацелен на поддержание температуры внутреннего воздуха в помещениях как можно ближе к целевому уровню с учетом коэффициентов представительности тех или иных помещений, что является принципиально новым подходом. Также рассматриваемый автоматический регулятор может реализовать различные способы регулирования, например, с учетом тепловой инерции ограждающих конструкций зданий.

Способ предлагается реализовать с использованием нейронной сети на основе библиотеки Keras, с использованием модели Sequential, где слои идут последовательно в линейном стеке [25].

Для обучения нейронной сети первоначально сгенерирован датасет, содержащий несколько последовательных измерений температуры в шести помещениях с заданными коэффициентами важности для каждого из них. Измерения проводились в здании Энергетического факультета в южном и северном кабинетах на первом этаже, в преподавательских у северной и южной стены на втором этаже, в лекционных аудиториях четвертого и пятого этажей и в коридорах на всех этажах.

Датчики устанавливались на межкомнатной стене на расстоянии 1,5 метра от пола вдали от приборов отопления и окон. Значения коэффициентов представительности помещений определялись по следующему принципу: значение выше в тех помещениях, в которых динамика температуры соответствовала динамике средней температуры в здании. Для оптимизации процесса обучения нейронной сети использовался метод AdamW [26], который предотвращает переобучение. Функцией потерь выбрана средняя квадратичная ошибка, которая наиболее корректно определяет наличие больших отклонений параметров.

Входной вектор нейронной сети включает ряды из восемнадцати предыдущих показаний датчиков метеоусловий и температуры шести представительных помещений, а также текущее значение установленной оптимальной температуры помещений и текущее значение параметра температуры здания. Так как опрос датчиков производится раз в минуту, то входной вектор охватывает 18 минут времени работы отопительной системы. Задача нейронной сети состоит в том, чтобы на основе входного вектора определить характер динамики изменения температуры в каждом помещении, спрогнозировать возможное изменение средневзвешенной температуры в здании и в итоге определить поправки коэффициентов представительности для помещений. Выходной вектор содержит шесть коэффициентов последовательно для каждого из помещений. Решить описанную задачу на основе определения математической модели представляется слишком сложным, так как это потребует учета большого числа параметров и как следствие значительных расчетов. В силу ограничения размера выходного вектора описанная нейронная сеть может работать не более чем с шестью датчиками температуры. Описываемый алгоритм регулирования предполагается к реализации на ограниченном по объему оперативной памяти и вычислительной мощности микроконтроллере, поэтому ограниченное количество операций и фиксированный объем данных предобученной нейронной сети является дополнительным преимуществом описываемого способа. В качестве метрик для проверки качества обучения предлагаемой нейронной сети выбраны точность обучения и потери (рис.2).

Для регулирования мощности системы отопления используется стандартный ПИД-регулятор.

Вычисляемые нейронной сетью поправки коэффициентов представительности помещений используются для определения параметра температуры в здании (формула 1), который выступает в качестве значения регулируемого параметра для ПИД-регулятора.

Уставкой ПИД-регулятора служит значение установленной оптимальной температуры помещений. Выходным значением ПИД-регулятора является сигнал

управляющего воздействия, определяющий изменение положения штока трехходового

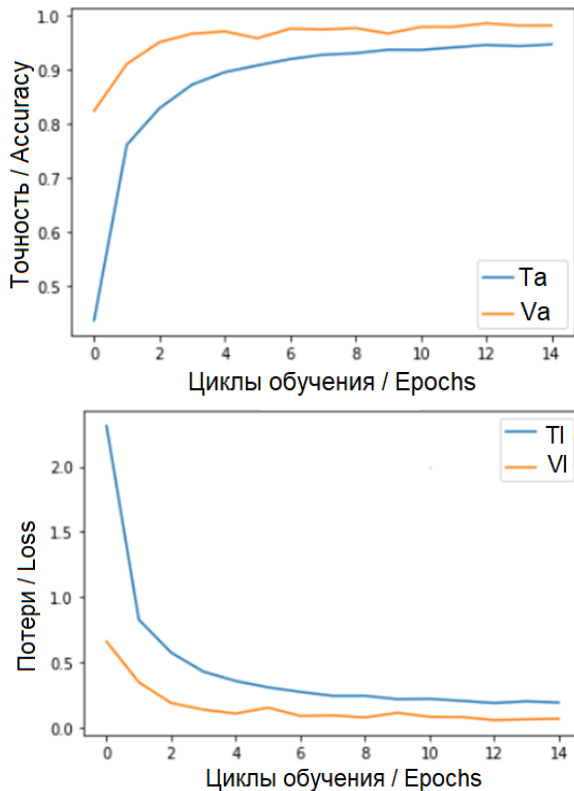


Рис. 2. Точность нейронной сети на обучающем Ta и валидационном Va наборах данных и потери нейронной сети на обучающем Tl и валидационном Vl наборах данных

Fig. 2. Neural network accuracy and Loss. Training accuracy Ta, validation accuracy Va, training loss Tl, validation loss Vl.

$$Ts = \sum_{i=1}^n T_i \times (a_i + k_i), ^\circ\text{C} \quad (1)$$

$$\sum_{i=1}^n (a_i + k_i) = 1$$

где: T_s – значение параметра температуры в здании; n – количество представительных помещений; T_i – показания датчиков температуры в помещениях, $^\circ\text{C}$; a_i – коэффициенты представительности помещений, заданные изначально; k_i – поправки коэффициентов представительности помещений, возвращаемые нейронной сетью.

В процессе исследования корректность работы обученной нейронной сети совместно с ПИД-регулятором проверялась в ходе имитационного моделирования работы отопительной системы здания. Была использована динамическая модель теплопередачи – математическая модель

регулирующего клапана.

объекта управления, (помещения здания где поддерживается температура), ее реализация в виде имитационной модели в программе Simulink и имитационная модель субъекта управления (устройства, формирующего управляющее воздействие) в виде трехходового регулирующего клапана и программно-реализованного алгоритма управления, созданного в программе Simulink.

Математическая модель построена на основе уравнения теплового баланса и теплопередачи. В общем случае тепловой баланс «система отопления – здание» можно записать следующим образом:

$$Q_G + Q_q = Q_{hd} + Q_q = Q_{ht} + Q_{in}, \text{ Вт} \quad (2)$$

здесь: Q_G – тепловая мощность, подаваемая в систему с сетевой водой, Вт; Q_q – внутренние и внешние тепlopоступления, Вт; Q_{hd} – тепловая мощность, подаваемая отопительными приборами в здание, Вт; Q_{ht} – тепlopотери теплопередачей через ограждения здания, Вт; Q_{in} – тепlopотери инфильтрацией, Вт.

Уравнение (2) можно представить следующим образом [27, 28]:

$$G \cdot c \cdot (t_3 - t_2) + Q_q =$$

$$= \sum_{j=1}^m k_j \cdot F_j \cdot (t_{in} - t_{ext}) \cdot n \cdot (1 + \sum \beta_j) + Q_{in} =$$

$$= q_{hv} \cdot V \cdot (t_{in} - t_{ext}) \quad (3)$$

где: G – расход сетевой воды из тепловой сети, кг/с; c – теплоемкость воды, Дж/кг $^\circ\text{C}$; t_2 и t_3 – температура обратной и прямой сетевой воды в системе отопления, $^\circ\text{C}$; t_{in} – температура внутреннего воздуха, $^\circ\text{C}$; k_j – коэффициент теплопередачи j -го ограждения, Вт/м 2 $^\circ\text{C}$; F_j – соответствующая площадь ограждения, м 2 ; t_{ext} – температура наружного воздуха, $^\circ\text{C}$; n – коэффициент учитывающий положение ограждающей конструкции; $\sum \beta_j$ – сумма добавочных тепlopотерь в долях от основных по ограждению j ; Q_{in} –

теплопотери инфильтрацией, Вт; q_{hv} – удельный расход тепла (отопление и вентиляция), Вт/м³ °C; V – наружный строительный объем здания, м³.

По разработанной математической модели определялась величина скорректированной температуры t_3 . Скорректированное значение температуры t_3 из представленных выше уравнений (2) и (3) можно представить следующим образом:

$$t_3^{ed} = t_2^{calc} + \left[\frac{Q_f \cdot \frac{(t_{in}^{tar} - t_{ext}^f)}{(t_{in}^f - t_{ext}^f)}}{G_3^{calc} \cdot c} \right], \text{ } ^\circ\text{C} \quad (4)$$

где: t_2^{calc} – расчетное (по температурному графику отопления) значение температуры обратной сетевой воды, °C; Q_f – фактическая тепловая нагрузка, определенная через фактическое теплopotребление, Вт; t_{in}^{tar} – расчетное (целевое) значение температуры

внутреннего воздуха, °C; t_{ext}^f – фактическое значение температуры наружного воздуха, °C; t_{in}^f – фактическое значение температуры внутреннего воздуха, °C; G_3^{calc} – расчетное значение расхода сетевой воды в системе отопления, кг/с.

Величина температур внутреннего воздуха t_{in}^f определяется при помощи модели отдельно для каждого помещения в здании. Величина температуры наружного воздуха t_{ext} , использованная в расчетах, соответствует реальным значениям температуры в феврале 2024 года в городе Чита, измерения производились уличным датчиком температуры Pt 1000 с интервалом в 1 секунду.

Структурная схема системы автоматического управления с регулятором, включающим нейронную сеть, имеет следующий вид:

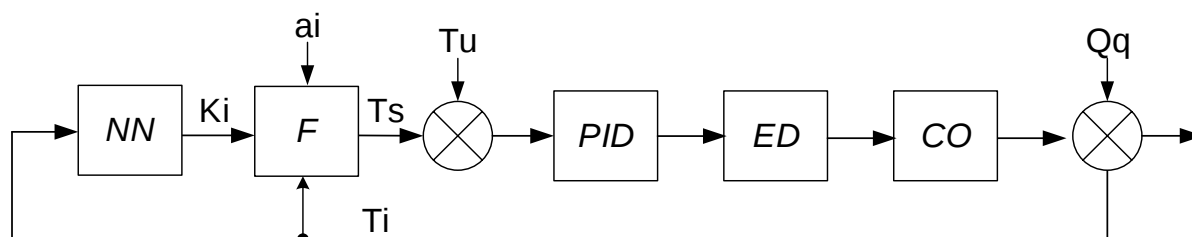


Рис. 3. Предлагаемая структурная схема системы автоматического управления: NN – нейросетевой преобразователь, F – функциональный преобразователь, PID – ПИД-регулятор, ED – исполнительный механизм, CO – объект управления.

Fig. 3. Proposed automatic control system: NN – neural network converter, F – functional converter, PID – controller, ED - actuator, CO – controlled object.

Функциональный преобразователь реализует уравнение (1). T_u – Заданная уставка температуры для помещений здания.

ОПИСАНИЕ РЕЗУЛЬТАТОВ МОДЕЛИРОВАНИЯ

В ходе первого эксперимента при помощи модели сравнивались температуры в выбранных помещениях здания при использовании предлагаемого алгоритма регулирования с нейронной сетью и ПИД-регулирования по температуре в опорном помещении. Коэффициенты регулирования для ПИД-регулятора управляющего алгоритма подобраны методом Циглера-

Никольса и не изменяются, как и другие начальные параметры модели, на протяжении всего эксперимента.

Величина Q_q на вход модели подавалась равной нулю, величина Q_{in} учтена тем, что в расчете использовалась отопительно-вентиляционная нагрузка. Графики на (рис. 4) демонстрируют, схожую динамику изменения температуры в помещениях 1 и 2. Помещение 1 находится на первом этаже с северной стороны, в то время как помещение 2 с южной стороны на 4 этаже. Регулирование ПИД-регулятором осуществлялось по данным температуры из помещения 1, а алгоритм с нейронной сетью учитывал данные из двух

помещений: a_1 задано значение 0,4; a_2 задано значение 0,1.

Основным критерием качества регулирования стала среднеквадратическая ошибка - отражает среднее значение квадратов отклонений результата регулирования от установленного требуемого значения температуры в помещении. Критерии и результаты расчетов оценки качества регулирования при использовании нейронной сети и без нее приведены в таблице 1.

Таблица 1

Качество регулирования при традиционном ПИД-регулировании и при ПИД-регулировании с использованием нейронных сети (эксперимент 1)

Table 1

The quality of regulation in traditional PID regulation and in PID regulation using neural network (experiment 1)

Критерий качества (Целевая температура внутреннего воздуха =23 °C) Quality criteria (Target indoor air temperature =23 °C)	ПИД-регулирование PID regulation, °C	ПИД-регулирование с нейросетью PID regulation using neural network, °C
Среднеквадратическая ошибка значения температуры, помещение 1 Mean square of temperature, room 1	3,67	3,7
Среднеквадратическая ошибка значения температуры, помещение 2 Mean square of temperature, room 2	4,1	3,93

Среднеквадратическая ошибка значения температуры, здание Mean square of temperature, building	8,47	8,3
Максимальная температура, помещение 1 Maximum temperature, room 1	23,99	23,99
Максимальная температура, помещение 2 Maximum temperature, room 2	26,14	26,03

Из данных таблицы 1 видно, что качество регулирования алгоритмом с использованием нейронной сети выше, чем у алгоритма без ее использования.

Основная особенность предложенного алгоритма в том, что нейронная сеть неявно прогнозирует динамику изменения температуры в помещениях и изменяет коэффициенты представительности помещений так, чтобы отследить и отфильтровать влияние внешних факторов. Поэтому в математическую модель были добавлены дополнительные факторы, влияющие на температуру в разных помещениях по-разному. По сценарию моделирования второго эксперимента с 8:00 в некоторые помещения стали приходить группы людей, работала вычислительная техника, а с 12:00 в некоторых помещениях периодически открывались окна для проветривания.

В математической модели эти влияния выражаются в изменении количества теплоты, приобретаемого или теряемого каждым помещением. То есть изменением величины теплоступлений Q_q в ту или иную сторону при наступлении определённого времени.

После того, как внешние влияния были заданы, произведен второй сравнительный эксперимент. Регулирование ПИД-

регулятором осуществлялось по данным температуры из помещения 1, а алгоритм с нейронной сетью учитывал данные из четырех помещений: a_1 задано значение 0,2, а a_2 , a_3 и a_4 задано значение 0,1.

Критерии и результаты расчетов оценки качества регулирования при использовании нейронной сети и без нее по второму эксперименту моделирования приведены в таблице 2.

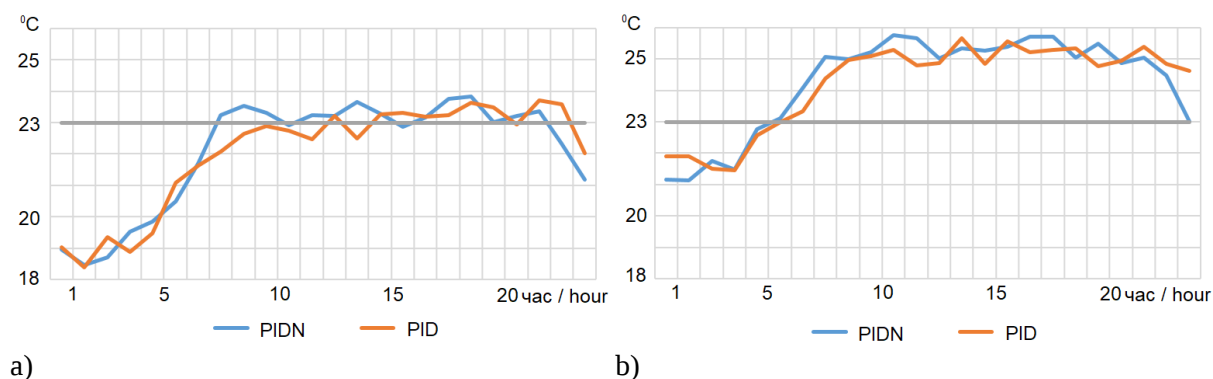


Рис. 4. Изменение температуры внутреннего воздуха в помещениях 1 (а) и 2 (б) с применением ПИД-регулятора с использованием предложенной нейронной сети (PIDN) и без нее (PID) (использовалась имитационная модель).

Fig. 4. Air temperature change in rooms 1 (a) and 2 (b) using a PID controller using the proposed neural network (PIDN) and without it (PID) (a simulation model was used).

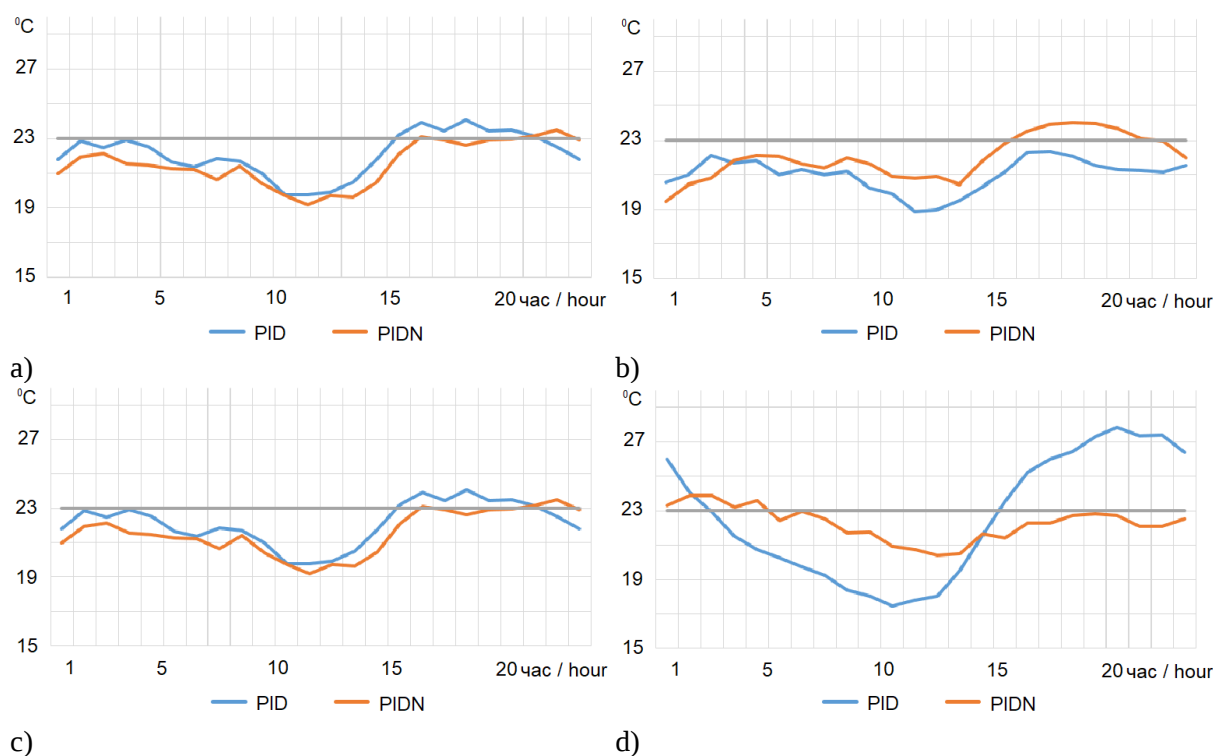


Рис. 5. Изменение температуры внутреннего воздуха в помещениях 1 (а), 2 (б), 3 (с) и 4 (д) с применением ПИД-регулятора с использованием предложенной нейронной сети (PIDN) и без нее (PID) (использовалась имитационная модель).

Fig. 5. Air temperature change in rooms 1 (a), 2 (b), 3(c) and 4(d) using a PID controller using the proposed neural network (PIDN) and without it (PID) (a simulation model was used).

Из данных таблицы 2 видно, что при наличии в здании факторов, влияющих на температуру в отдельных помещениях, адаптивность алгоритма регулирования с

использованием нейронной сети позволяет отфильтровывать влияния этих факторов и точнее определять среднюю температуру в здании.

Таблица 2
Качество регулирования при традиционном ПИД-регулировании и при ПИД-регулировании с использованием нейронных сети (эксперимент 2).
Table 2
The quality of regulation in traditional PID regulation and in PID regulation using neural network (experiment 2)

Критерий качества (Целевая температура внутреннего воздуха =23 °C) Quality criteria (Target indoor air temperature =23 °C)	ПИД- регулиро вание PID regulation, °C	ПИД- регулиро вание с нейросет ью PID regulation using neural network, °C
Среднеквадратическая ошибка значения температуры, помещение 1 Mean square of temperature, room 1	2,56	3,74
Среднеквадратическая ошибка значения температуры, помещение 2 Mean square of temperature, room 2	4,53	2,89
Среднеквадратическая ошибка значения температуры, помещение 3 Mean square of temperature, room 3	3,66	3,63
Среднеквадратическая ошибка значения температуры, помещение 4 Mean square of temperature, room 4	13,07	1,32
Среднеквадратическая ошибка значения температуры, здание Mean square of temperature, building	6,72	5,1
Максимальная температура, помещение 1 Maximum temperature, room 1	24,97	23,99
Максимальная температура, помещение 2 Maximum temperature, room 2	23,25	24,98
Максимальная температура, помещение 3 Maximum temperature, room 3	27,06	26,85

помещение 3 Maximum temperature, room 3		
Максимальная температура, помещение 4 Maximum temperature, room 4	28,12	24,17

Для оценки потенциального эффекта от внедрения предлагаемого способа автоматического регулирования используется математическая модель, определяющая количество потребленной тепловой энергии по формуле (5).

$$Q = 3,6 \cdot G \cdot (t_3 - t_2), \text{ Гкал/ч} \quad (5)$$

Из данных таблицы 3 следует, что в процентном выражении сокращение потребления тепловой энергии за счет регулирования с применением нейронной сети составила в первом эксперименте 1,15%, а во втором 2,54%.

Таким образом, с точки зрения качества регулирования и с учетом возможного эффекта, целесообразно применить при автоматическом регулировании ПИД-регулятор с использованием нейронной сети для обеспечения большей адаптивности к внешним факторам.

Результаты расчетов для описанных экспериментов приведены в таблице 3.

Таблица 3
Количество потребляемой тепловой энергии
Table 3
The amount of thermal energy consumed

Номер эксперимента Experiment	ПИД- регулиро вание PID regulation, Gcal/hour	ПИД- регулиро вание с нейросет ью PID regulation using neural network, Gcal/hou r
Эксперимент 1 Experiment 1	0,00719	0,007107
Эксперимент 2 Experiment 2	0,005007	0,00488

Выполненные тепловые испытания на полигоне с использованием двух вышеизложенных способов регулирования показали, что наибольшее отклонение температуры внутреннего воздуха от целевого значения имеет место при традиционном ПИД-регулировании. Данные по разнице этих отклонений при различной целевой температуре внутреннего воздуха представлены в таблице 4. Следует отметить, что результаты испытаний получены для наиболее продолжительной части отопительного периода, когда температуры наружного воздуха держаться от -4 до -12 °C.

Таблица 4

Разница отклонений δt_{in} , °C, при традиционном ПИД-регулировании и при ПИД-регулировании с использованием нейронных сетей

Table 4

Deviation difference δt_{in} , °C, with traditional PID control and with PID control using neural networks

Целевая температура внутреннего воздуха $t_{in}=24$ °C. Target indoor air temperature $t_{in}=24$ °C	1,16
Целевая температура внутреннего воздуха $t_{in}=22$ °C (получено интерполяцией экспериментальных данных). Target indoor air temperature $t_{in}=22$ °C (obtained by interpolation of experimental data)	1,45
Целевая температура внутреннего воздуха $t_{in}=21$ °C Target indoor air temperature $t_{in}=21$ °C	1,60
Целевая температура внутреннего воздуха $t_{in}=20$ °C (получено интерполяцией экспериментальных данных) Target indoor air temperature $t_{in}=20$ °C (obtained by interpolation of experimental data)	1,74
Целевая температура внутреннего воздуха $t_{in}=18$ °C Target indoor air temperature $t_{in}=18$ °C	2,03
Среднее значение Average value	1,70

Это позволяет с уверенностью распространить данные на весь отопительный период. Как видно из данных таблицы 4 разница отклонений нарастает по мере снижения целевой температуры внутреннего воздуха. Для наиболее часто используемых на объектах температур внутреннего воздуха 22

и 20 °C данные получены интерполяцией. Все отклонения имеют положительное значение.

Полученный в работе эффект применения нейронной сети можно интерпретировать в возможную финансовую экономию на оплате тепловой энергии потребителем, которая по мнению авторов будет лежать в пределах 1,5 – 3,5 %.

Выводы

В качестве мероприятия по повышению качества местного регулирования предлагается применение систем автоматического регулирования, учитывающих коэффициенты представительности помещений, коррекцию которых осуществляет нейронная сеть. Моделирование показало, что отклонения регулируемой температуры внутреннего воздуха от целевого значения имеет меньшую величину для большинства помещений при предлагаемом ПИД-регулировании в комбинации с нейронной сетью. Такой подход позволяет установить высокий приоритет помещениям, в которых важно соблюдать точное соответствие уставке (например, где постоянно находятся люди) и низкий приоритет помещениям, где допустимо отклонение от уставки в более широком диапазоне. При этом важную роль для получения экономического эффекта имеет выбор представительных помещений и определение для них начальных коэффициентов представительности.

Литература (References)

- [1] Ławryńczuk, M., & Zarzycki, K. LSTM and GRU type recurrent neural networks in model predictive control: A Review. *Neurocomputing*, 2025, Vol. 632, 129712. doi: 10.1016/j.neucom.2025.129712.
- [2] Münch, J., Priesmann, J., Reich, M., Tillmanns, M., Praktiknjo, A., & Adam, M. Uplifting the complexity of analysis for probabilistic security of electricity supply assessments using artificial neural networks. *Energy and AI*, 2024, Vol. 17, 100401. doi: 10.1016/j.egyai.2024.100401.
- [3] Babosalam, S., Kargar, S. M., Moazzami, M., & Zanjani, S. M. Occupancy-aware energy optimization in building-to-grid systems using deep neural networks and model predictive control. *Journal of Building Engineering*, 2025, Vol. 112, 113714. doi: 10.1016/j.jobee.2025.113714.
- [4] Li, Z., Lin, G., Dong, C., Liang, H., & Xu, Y. Prediction of the heat transfer coefficient and frictional pressure drop for flow boiling of

- environmentally friendly refrigerants based on an artificial neural network. *International Journal of Heat and Mass Transfer*, 2025, Vol. 252, 127428. doi: 10.1016/j.ijheatmasstransfer.2025.127428.
- [5] Katić, K., Li, R., Verhaart, J., & Zeiler, W. Neural network based predictive control of personalized heating systems. *Energy and Buildings*, 2018, Vol. 174, 199–213. doi: 10.1016/j.enbuild.2018.06.033.
- [6] Jiang, Z., Wang, X., & Dong, B. Physics-informed modularized neural network for advanced building control by deep reinforcement learning. *Advances in Applied Energy*, 2025, Vol. 19, 100237. doi: 10.1016/j.adapen.2025.100237.
- [7] Irakoze, A., Kim, J., & Kim, K. H. Development of a real time setpoint temperature control method based on artificial neural network (ANN) and adaptive thermal comfort. *Energy and Buildings*, 2025, Vol. 331, 115390. doi: 10.1016/j.enbuild.2025.115390.
- [8] Abdullin, V. V., & Shnayder, D. A. Implementation of an advanced heating control system at the university academic building. 2015 21st International Conference on Automation and Computing (ICAC), 2015, Vol. 1–4. doi: 10.1109/ICAC.2015.7313989.
- [9] Kuzmin, A., Pinchuk, V., Khudoliy, S., Garcia Arango, D. A., Echeverri Gutiérrez, C. A., & Echeverri Gutiérrez, M. S. Feasibility of proportional–integral–derivative control for high-inertia heating systems: Energy use and dynamic response. *Applied Thermal Engineering*, 2025, Vol. 272, 126784. doi: 10.1016/j.applthermaleng.2025.126784.
- [10] Adesanya, M. A., Obasekore, H., Rabi, A., Na, W.-H., Ogunlowo, Q. O., Akpenpuun, T. D., Kim, M.-H., Kim, H.-T., Kang, B.-Y., & Lee, H.-W. Deep reinforcement learning for PID parameter tuning in greenhouse HVAC system energy Optimization: A TRNSYS-Python cosimulation approach. *Expert Systems with Applications*, 2024, Vol. 252, 124126. doi: 10.1016/j.eswa.2024.124126.
- [11] Tsymler, M. L., Kraeva, Ya. A., Latypova, E. A., Ivanova, E. V., Schneider, J.A., Basalae, A. A. Cleaning sensor data in intelligent heating control system. *Bulletin of the South Ural State University. Series «Computational mathematics and software engineering»*, 2021, Vol. 10(3). doi: 10.14529/cmse210302.
- [12] Kim B.J., Jo S.Y., Jeong J.W. Comparative analysis of sizing procedure for cooling and water heating cascade heat pump applied to a residential building. *Case Studies in Thermal Engineering*, 2023, vol. 43. doi: 10.1016/j.csite.2023.102775.
- [13] Argiriou A.A., Bellas-Velidis I., Balaras C.A. Development of a neural network heating controller for solar buildings. *Neural Networks*, 2000. vol. 13, no. 7. doi: 10.1016/S0893-6080(00)00057-5.
- [14] Christensen L.R.L., Barthelmes V.M., Khovalyg D., Broholt T. A mixed-methods case study on resident thermal comfort and attitude towards peak shifting of space heating. *Energy Build*, 2022. 276(1):112501. doi: 10.1016/j.enbuild.2022.112501.
- [15] Pippia T., Lago J., De Coninck R., De Schutter B. Scenario-based nonlinear model predictive control for building heating systems. *Energy Build*, 2021, vol. 247, pp. 111108. doi: 10.1016/j.enbuild.2021.111108.
- [16] Chair S.Y., Chao C.Y.H., Ng S.T., Xu J.F. Heating, ventilation, and air-conditioning systems in healthcare: a scoping review. *Journal of Hospital Infection*, 2023, no. 141. doi: 10.1016/j.jhin.2023.08.012.
- [17] Sampaio P.R., Salvazet R., Mandel P., Becker G., Chenu D. Simulation and optimal control of heating and cooling systems: A case study of a commercial building. *Energy Build*, 2019, doi: 10.48550/arXiv.1910.01488.
- [18] Vogt M., Thiede S., Buchholz C., Herrmann C. Energy efficiency of Heating, Ventilation and Air Conditioning systems in production environments through model-predictive control schemes: The case of battery production. *Journal of Cleaner Production*, 2022, 350(4):131354. doi: 10.1016/j.jclepro.2022.131354.
- [19] Taheri S., Hosseini P., Razban A. Model predictive control of heating, ventilation, and air conditioning (HVAC) systems: A state-of-the-art review. *Journal of Building Engineering*, 2022, 60(3):105067. doi: 10.1016/j.job.2022.105067.
- [20] Hernández F.F., Cantalejo J.A.B., Muriano M.C.G., Suárez J.M.P. Impact of zoning heating and air conditioning control systems in users comfort and energy efficiency in residential buildings. *Energy Conversion and Management*, 2022, 267(1):115954. doi: 10.1016/j.enconman.2022.115954.
- [21] Sun C., Gao X., Liu Y., Cao S. Integrated control strategy of district heating system based on load forecasting and indoor temperature measurement. *Energy Reports*, 2022, 8(25):8124–8139. doi: 10.1016/j.egyr.2022.06.031.
- [22] Cholewa T., Smolarz A., Siuta-Olcha A., Murjas P. On the forecast control of heating system as an easily applicable measure to increase energy efficiency in existing buildings: long term field evaluation. *Energy Build*, 2023, 292(12):113174. doi: 10.1016/j.enbuild.2023.113174.
- [23] Hajian H., Ahmed K., Kurnitski J. Dynamic heating control measured and simulated effects on power reduction, energy and indoor air temperature in an old apartment building with district heating. *Energy Build*, 2022,

- 268(1):112174. doi: 10.1016/j.enbuild.2022.112174 .
- [24] Roy A.S., Chakravarty S.P., Roy P. Robust Control of a Central Heating System Using a Cascade Controller Based on Quantitative Feedback Theory. *IFAC-PapersOnLine*, 2022, vol. 55, no. 1, pp. 866-871.
- [25] Haghighat E., Juanes R. SciANN: A Keras/TensorFlow wrapper for scientific computations and physics-informed deep learning using artificial neural networks. *Computer Methods in Applied Mechanics and Engineering: Elsevier*, 2021. doi: 10.1016/j.cma.2020.113552.
- [26] Loshchilov I., Hutter F. Decoupled Weight Decay Regularization. *Published as a conference paper at ICLR 2019*. doi: 10.48550/arXiv.1711.05101.
- [27] SP 60.13330.2020. *Svod pravil. Otoplenie, ventiljacija i kondicionirovanie vozduha* [SP 60.13330.2020. A set of rules. Heating, ventilation and air conditioning. SNiP 41-01-2003]. Moscow, 2020. 138 p.
- [28] SP 50.13330.2024. *Svod pravil. Teplovaja zashhita zdaniy* [SP 50.13330.2024. A set of rules. Thermal protection of buildings. SNiP 23-02-2003]. Moscow, 2024. 93 p.

Сведения об авторах.



Батухтин Андрей Геннадьевич, доктор техн. наук, ФГБОУ ВО «ЗабГУ». Область научных интересов: Теплоэнергетика, электроэнергетика.
E-mail: batuhtina_ir@mail.ru
ORCID : <https://orcid.org/0000-0002-9134-0873>



Палкин Георгий Александрович, канд. техн. наук, ФГБОУ ВО «ЗабГУ», Область научных интересов: Автоматическое управление.
E-mail: pala88@yandex.ru
ORCID : <https://orcid.org/0000-0001-9025-2524>



Середкин Александр Алексеевич, канд. техн. наук, ФГБОУ ВО «ЗабГУ». Область научных интересов: Теплоэнергетика.
E-mail: aleksandr-ns@mail.ru
ORCID: <https://orcid.org/0009-0008-9129-7407>



Долгих Роман Сергеевич, ст. преподаватель. Область научных интересов: Программирование, нейронные сети.
E-mail: dolgichpc@mail.ru
ORCID : <https://orcid.org/0000-0002-1523-8711>