

# LSTM-модель потребления тепловой энергии в МНОГОЭТАЖНОМ ЖИЛОМ ЗДАНИИ

О.В. Стукач <sup>1,2</sup>, И.А. Ершов <sup>1</sup>, Д.В. Кутузов <sup>3</sup>

<sup>1</sup>Новосибирский государственный технический университет, Новосибирск, Россия

<sup>2</sup>Национальный исследовательский университет «Высшая школа экономики», Москва, Россия

<sup>3</sup>Астраханский государственный технический университет, Астрахань, Россия

**Аннотация** – Теплопотребление жилых зданий представляет собой стохастический ряд, создание нейросетевой модели для которого необходимо для проектирования регуляторов тепловой энергии. В статье модель разработана с применением "длинной цепи элементов краткосрочной памяти" (LSTM, Long Short-Term Memory). Высокая точность воспроизведения рядов достигнута обучением модели на наборе данных города Томска 2013-2023 г.г. При моделировании учтены характеристики зданий и температура наружного воздуха. Проведено сравнение модельных зависимостей и реальных данных коммерческого учёта. Результаты демонстрируют возможность разработки погодозависимого регулятора тепловой энергии на основе методов машинного обучения. Приведены примеры моделирования конкретных рядов, отличающихся резким изменением в данных и полным отсутствием тренда, что характерно для современных погодных условий.

**Ключевые слова** – машинное обучение, LSTM, учет тепловой энергии, временной ряд, основанные на данных методы, автоматическое регулирование теплопотребления, многоэтажное жилое здание, изменение климата, атмосферное явление, моделирование регулятора, обучение нейронной сети, активация нейрона, данные коммерческого учёта.

## I. ВВЕДЕНИЕ

Мероприятия по повышению эффективности теплоснабжения жилых зданий, например, теплозащита, герметизация швов и др. уменьшают потери тепла, но наибольший эффект даёт применение автоматических регуляторов подачи теплоносителя [1–2]. Однако нельзя считать полностью эффективным централизованное теплоснабжение зданий, а современные регуляторы не учитывают быстрое изменение температуры наружного воздуха [2–3].

Возникающая из-за этого большая ошибка регулирования приводит к снижению комфорта помещений [4]. Для разработки погодозависимых регуляторов тепловой энергии необходимо наличие адекватных моделей, позволяющих предсказывать количество теплоносителя, необходимое для комфортной температуры в квартирах. Поскольку сейчас перспективным является направление, связанное с прогнозированием методами машинного обучения, актуально создание нейросетевых моделей [5]. Предлагается такая модель теплопотребления, которая позволяет сохранять и забывать информацию на длинных временных интервалах – длинная цепь элементов краткосрочной памяти (LSTM, Long Short-Term Memory) [6].

## II. МЕТОДЫ

Для моделирования использовались данные по учёту потребления тепловой энергии [7]. Зависимой переменной в наборе данных является теплопотребление дома  $Q$  (Гкал), а в качестве независимых переменных были взяты уличная температура; материал стен; количество этажей в здании; месяц года; день в месяце; день недели; неделя в году; день в году; скользящее среднее трёх последних показаний  $Q$ . Большое количество календарных переменных связано с необходимостью учёта цикличности рядов, что необходимо при создании модели. Для сглаживания случайных колебаний в данные дополнительно была введена переменная, представляющая собой скользящее среднее предыдущих показаний. Тепловая инерция зданий приводит к сравнительно медленному изменению теплопотребления. При обработке нужно учитывать некоторую предысторию текущих данных. Также использование скользящего среднего повышает устойчивость модели к аномалиям в данных, которые невозможно исключить известными методами исключения грубых ошибок измерений.

Для всех устройств сбора и передачи данных (УСПД) проводилась оценка точности прогноза по метрикам: средняя абсолютная ошибка (Mean Absolute Error, MAE), среднеквадратичная ошибка (Mean Squared Error, MSE), коэффициент детерминации ( $R^2$ ) из библиотеки Python Scikit-learn. Табл. I убедительно демонстрирует желательность введения скользящего среднего как дополнительной переменной, так как полученные метрики ближе к теоретическим целевым значениям.

ТАБЛИЦА I  
МЕТРИКИ

Model	MSE	MAE	$R^2$
Целевые значения	0	0	1
Linear Regression с дополнительной переменной	0,0515	0,1262	0,9893
Linear Regression без дополнительной переменной	0,3971	0,4101	0,9180

В данном исследовании за основу был взят нейросетевой подход, что объясняется низким качеством воспроизведения нестационарных рядов с выраженной сезонностью классическими ARIMA/SARIMA. Было показано, что LSTM с тремя скрытыми слоями уменьшила средний процент абсолютных ошибок (Mean Absolute Percentage Error, MAPE) прогноза суточной нагрузки на 42 % по сравнению с ARIMA. Для этого потребовался набор данных за пять лет для обучения нейросети. Для формирования обучающей выборки для нейросети требуется выделить данные с явно выраженной сезонностью. Для выявления данных с выраженной сезонностью было использовано три общеизвестных метода: частотный анализ, автокорреляция и STL-декомпозиция. Троекратная проверка данных повысила надёжность обнаружения сезонности. Если хотя бы одним из методов сезонность была обнаружена, считалось, что в данных она точно есть. В методе частотного анализа ряд переводится в частотную область, и в периодограмме идёт поиск доминирующих частот ожидаемой сезонности (365 дней). Автокорреляция показывает, насколько значения ряда связаны друг с другом с лагом 365 дней. На сильную сезонность указывает коэффициент автокорреляции больше 0,5. В STL-декомпозиции сила влияния сезонности вычисляется как отношение дисперсии сезонной компоненты к сумме дисперсий остатков и сезонной компоненты. Если это значение больше 0,5, то сезонность имеет место.

### III. LSTM-МОДЕЛИРОВАНИЕ

Функция создания нейросети типа LSTM реализована с помощью библиотеки Python Tensorflow.

Для предотвращения переобучения используется регуляризация с параметром 0,01. Здесь к основной функции потерь добавляется дополнительное слагаемое, пропорциональное квадрату нормы весов модели, которое штрафует за слишком большие значения весов. Это делает модель менее чувствительной к зашумленности данных. В качестве нелинейной функции активации использовалась Rectified Linear Unit. Если входной сигнал положительный, функция его возвращает без изменений, а если отрицательный или ноль – возвращает ноль. Эта функция также ускоряет процесс обучения, поэтому для большинства современных нейронных сетей она наиболее предпочтительна [8].

Обучение модели проводилось на данных с сезонностью, а проверка сходимости для всего набора данных. Коэффициенты детерминации распределены следующим образом: свыше 95 % отличных результатов для модели, 3,7 % хороших и 1,5 % плохих. Поскольку модель обучалась на данных с сезонностью, коэффициент детерминации для неё выше, а прогноз точнее. Это видно из Рис. 1–2.

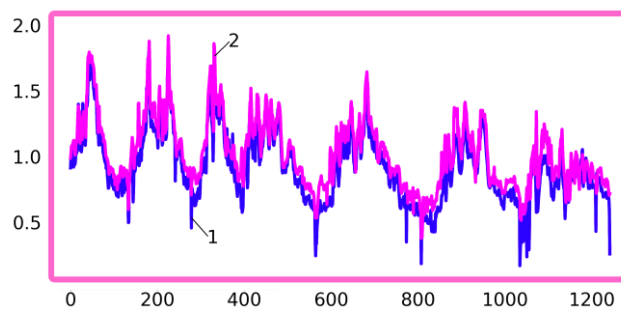


Рис. 1. Реальное (1) теплopotребление и модель (2) для УСПД 2003

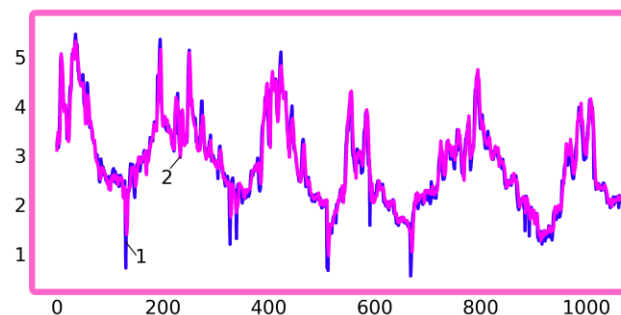


Рис. 2. Реальное теплopotребление (1) и модель (2) для УСПД 3008

Во втором случае визуально разница между реальными и предсказанными значениями незначительна. Пример показывает необходимость работы с длинными рядами для получения адекватных результатов. В частности, нейросеть плохо отрабатывает резкие изменения температуры

наружного воздуха, если при обучении не соблюдалось это условие (Рис. 3–4).

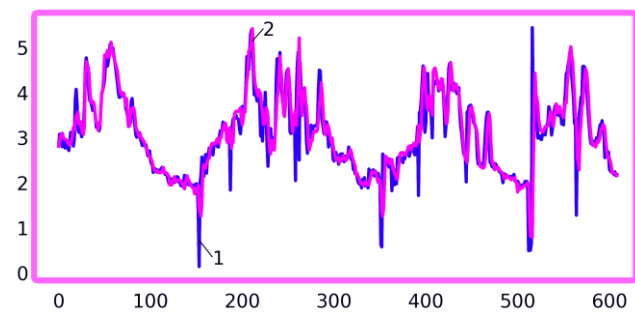


Рис. 3. Реальное теплотребление и модель для УСПД 1876

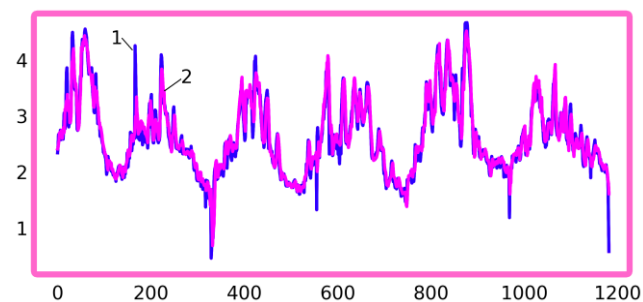


Рис. 4. Реальное теплотребление и модель для УСПД 1531

Для модели на Рис. 3 каждое из резких изменений в теплотреблении увеличивает ошибку воспроизведения ряда. Если таких изменений много, ошибка снижается. Это можно объяснить тем, что в памяти нейросетевой модели сохраняется больше истории таких изменений [9].

#### IV. ЗАКЛЮЧЕНИЕ

Использование современного метода машинного обучения нейросетевых структур LSTM позволяет проводить моделирование динамики потребления тепловой энергии многоэтажными жилыми зданиями с высокой точностью воспроизведения колебаний рядов и повышенной точностью прогноза. Были разработаны и обучены модели реальных процессов потребления тепловой энергии с введением дополнительных календарных переменных. Показано, что такое дополнение повышает точность прогноза. Определены критерии отбора данных для обучения и тестирования моделей.

#### ЛИТЕРАТУРА

[1] Wei Y., Zhang X. et al. A review of data-driven approaches for prediction and classification of building energy consumption // *Renewable and Sustainable Energy Reviews*. – 2018. – № 82. – Pp. 1027-1047.

[2] Виноградов А.Н., Чипулис В.П. Анализ эффективности регулирования теплотребления / Труды международного симпозиума "Надежность и качество". – Пензенский государственный университет. – 2009. – Т. 1. – С. 17-20. – ISSN: 2220-6418. – eLIBRARY ID: 15601160.

[3] Зорин П.А., Стукач О.В. Анализ влияния погодных условий на динамику тепловой энергии в жилом фонде города Томск / Инновационные, информационные и коммуникационные технологии: сборник трудов XVII Международной научно-практической конференции. / под.ред. С.У.Увайсова. – М.: Ассоциация выпускников и сотрудников ВВИА им. проф. Жуковского. – 2020. – С. 365-368. – ISSN 2500-1248. – eLIBRARY ID: 45557868.

[4] Wang M., Dong Y., Liao W., Pan B., Li S., Duan J., Xu S. Impact of residential morphology on outdoor thermal comfort and building energy consumption in winter and summer: A case study. – *Urban Climate*. – 2025. – no. 61. – 102479. – Doi: 10.1016/j.uclim.2025.102479.

[5] Будникова И.К., Приймак Е.В. Прогнозирование режимов теплотребления с применением нейросетевых технологий // *Вестник технологического университета*. – 2021. – Т. 24. – № 5. С. 69-73. – eLIBRARY ID: 45767774.

[6] Cui Y., Zhang W., Zhou X., Fan C., Chi Y. Application of attention mechanism-convolutional neural network-long and short-term memory neural network-based model in load forecasting of dedicated outdoor air systems // *Journal of Building Engineering*. – 2025. – Т. 112. – № 113769. – Doi: 10.1016/j.job.2025.113769.

[7] Зорин П.А., Стукач О.В. База данных потребления тепловой энергии многоэтажными жилыми зданиями в зависимости от метеорологических факторов и характеристик зданий. Per. N 25452. DOI: 10.12731/ofernio.2025.25452. Навигатор в мире науки и образования. – 2025. – № 01(66). – С. 119-124. – Бюллетень "Хроники Объединенного фонда электронных ресурсов "Наука и образование"". – 2025. № 03(190).

[8] Cibin N., Tibo A., Golmohamadi H., Skou A., Albano M. Machine learning-based algorithms to estimate thermal dynamics of residential buildings with energy flexibility // *Journal of Building Engineering*. – 2023. – no. 65. – 105683. – Doi: 10.1016/j.job.2022.105683.

[9] Coraci D., Brandi S., Capozzoli A. Effective pre-training of a deep reinforcement learning agent by means of long short-term memory models for thermal energy management in buildings // *Energy Conversion and Management*. – 2023. – Т. 291. – September. – № 117303. – Doi: 10.1016/j.enconman.2023.117303.

#### Информация об авторах

Стукач Олег Владимирович, д.т.н., профессор кафедры Защиты информации Новосибирского государственного технического университета, г. Новосибирск, Россия, профессор департамента Электронной инженерии Московского института электроники и математики им. А.Н.Тихонова Национального исследовательского университета «Высшая школа экономики», г. Москва, Россия, e-mail: [tomska@ieee.org](mailto:tomska@ieee.org), ORCID: 0000-0001-6845-4285.

Ершов Иван Анатольевич, к.т.н., старший преподаватель кафедры Защиты информации Новосибирского государственного технического университета, г. Новосибирск, Россия, e-mail: [erшов@corp.nstu.ru](mailto:erшов@corp.nstu.ru), ORCID: 0000-0003-1524-6508.

Кутузов Денис Валерьевич, к.т.н., доцент кафедры «Связь» Астраханского государственного технического

университета, г. Астрахань, ул. Татищева, 16. Email: [d\\_kutuzov@mail.ru](mailto:d_kutuzov@mail.ru), ORCID: 0000-0001-7963-1259.

## LSTM-model of thermal energy consumption in a multi-storey residential building

O.V. Stukach <sup>1,2</sup>, I.A. Ershov <sup>2</sup>, D.V. Kutuzov <sup>3</sup>

<sup>1</sup>National Research University Higher School of Economics

<sup>2</sup>Novosibirsk State Technical University

<sup>3</sup>Astrakhan State Technical University, Astrakhan, Russia

**Abstract** – The heat consumption of residential buildings is a stochastic series. It is necessary for the design of thermal energy regulators the creation of a neural network model. In the paper, the model is carried out based on Long Short-Term Memory (LSTM). The high accuracy of reproducing the series was achieved by training the model on a 2013-2023 dataset from the city of Tomsk. The characteristics of buildings and the outside air temperature were took into account for modeling. A comparison of model dependencies with real commercial accounting data is carried out. The outcomes demonstrate the possibility of design a weather-dependent thermal energy regulator based on machine learning methods. Examples of specific series modeling are given that characterized by a sharp data change and a complete lack of trend, which is typical for modern weather conditions.

**Keywords** – machine learning, LSTM, heat energy accounting, time series, data-based methods, automatic regulation of heat consumption, multi-storey residential building, climate change, atmospheric phenomenon, regulator modeling, neural network training, neuron activation, commercial accounting data.

## References

- [1] Wei Y., Zhang X. et al. A review of data-driven approaches for prediction and classification of building energy consumption // Renewable and Sustainable Energy Reviews. – 2018. – № 82. – Pp. 1027-1047.
- [2] Vinogradov A.N., Chipulis V.P. Analiz effektivnosti regulirovaniya teplopotrebleniya / Trudi mezhdunarodnogo simpoziuma "Nadezhnost i kachestvo". – Penza State university. – 2009. – V. 1. – Pp. 17-20. – ISSN: 2220-6418. – eLIBRARY ID: 15601160.
- [3] Zorin P.A., Stukach O.V. Analiz vliyaniya pogodnykh uslovii na dinamiku teplovoi energii v zhilom fonde goroda Tomsk / Innovative, information and comms tech: Proceedings of the XVII Int. sci.-pract. conf. – Moscow. – 2020. – C. 365-368. – ISSN 2500-1248. – eLIBRARY ID: 45557868.
- [4] Wang M., Dong Y., Liao W., Pan B., Li S., Duan J., Xu S. Impact of residential morphology on outdoor thermal comfort and building energy consumption in winter and summer: A case study. – Urban Climate. – 2025. – no. 61. – 102479. – Doi: 10.1016/j.uclim.2025.102479.
- [5] Budnikova I.K., Primak E.V. Prediction of heat consumption modes using neural network technologies. // Vestnik tekhnologicheskogo universiteta. – 2021. – T. 24. – № 5. C. 69-73. – eLIBRARY ID: 45767774.
- [6] Cui Y., Zhang W., Zhou X., Fan C., Chi Y. Application of attention mechanism-convolutional neural network-long and short-term memory neural network-based model in load forecasting of dedicated outdoor air systems // Journal of Building Engineering. – 2025. – T. 112. – № 113769. – Doi: 10.1016/j.jobe.2025.113769.
- [7] Zorin P.A., Stukach O.V. Database of Heat Energy Consumption by Multi-Storey Residential Buildings Depending on Meteorological Factors and Building Characteristics. – Reg. #25452. – Bulletin of the Chronicles of the United Fund of Electronic Resources "Science and Education". – 2025. – N 03(190). – Doi 10.12731/ofemio.2025.25452.
- [8] Cibi N., Tibo A., Golmohamadi H., Skou A., Albano M. Machine learning-based algorithms to estimate thermal dynamics of residential buildings with energy flexibility // Journal of Building Engineering. – 2023. – no. 65. – 105683. – Doi: 10.1016/j.jobe.2022.105683.
- [9] Coraci D., Brandi S., Capozzoli A. Effective pre-training of a deep reinforcement learning agent by means of long short-term memory models for thermal energy management in buildings // Energy Conversion and Management. – 2023. – T. 291. – September. – № 117303. – Doi: 10.1016/j.enconman.2023.117303.