



Нейросетевой метод определения количества людей в помещении с целью снижения энергопотребления систем вентиляции воздуха

Рецензия эксперта на статью получена 09.07.2026 [The expert review of the article was received on July 9, 2026]

Согласно СП 60.13330.2020 [1], расход наружного воздуха систем вентиляции жилых, общественных и административно-бытовых помещений определяется по кратности воздухообмена и количеству людей, находящихся в помещении.

На практике количество людей в помещении в течение дня постоянно меняется. Если система вентиляции работает по постоянному проектному расходу воздуха, возникают избыточный воздухообмен и дополнительные затраты энергии на перемещение, нагрев или охлаждение воздуха.

Для систем вентиляции с переменным расходом воздуха требуется способ оперативно определять текущее количество людей, находящихся в помещении в каждый момент времени. Необходимый расход приточного воздуха систем вентиляции рассчитывается по формуле:

$$L_n = mN, \quad (1)$$

где m — нормируемый удельный расход приточного воздуха на одного человека, $m^3/ч$; N — число людей в помещении.

Таким образом, определение текущей численности людей позволяет адаптировать расход приточного воздуха к фактической нагрузке помещения. Одним из возможных способов решения данной задачи является использование параметров внутреннего воздуха — концентрация углекислого газа (CO_2), температура, относительная влажность — в качестве входных данных для нейросетевой модели.

Количество людей в помещении в течение дня постоянно меняется. Если система вентиляции работает по постоянному проектному расходу воздуха, возникают избыточный воздухообмен и дополнительные затраты энергии. Поэтому требуется способ оперативно определять текущее количество людей, находящихся в помещении в каждый момент времени

УДК 697. Научная специальность: 2.1.3.

Нейросетевой метод определения количества людей в помещении с целью снижения энергопотребления систем вентиляции воздуха

Игорь Олегович Рогаль, аспирант; Артём Александрович Носовцев, аспирант; Мухаммад Навеед, аспирант; Юлия Николаевна Кропис, аспирант; Андрей Алексеевич Никитин, к.т.н., доцент, образовательный центр «Энергоэффективные инженерные системы», Национальный исследовательский университет информационных технологий, механики и оптики (ИТМО)

Предложен нейросетевой подход к оценке текущей численности людей в помещении по данным о внутреннем воздухе для адаптивного управления вентиляцией и снижения энергопотребления. Использованы концентрация CO_2 , температура, относительная влажность воздуха и положение входной двери, влияющее на воздухообмен. Эксперимент проведён в учебной аудитории Университета ИТМО при различном количестве людей. Информативность признаков оценена алгоритмом Random Forest. Обучение выполнено на 41 490, тестирование — на 16 539 измерений. Выявлена зависимость параметров воздуха от численности людей. Доля оценок с ошибкой не более трёх человек составила 44,4 %. Результаты подтверждают возможность оценивать количество людей по микроклимату и использовать эти данные для автоматического регулирования подачи приточного воздуха. Для повышения точности необходимы расширение выборки, учёт режимов эксплуатации помещений и совершенствование модели.

Ключевые слова: вентиляция, энергоэффективность, параметры внутреннего воздуха, количество людей в помещении, переменный расход воздуха, машинное обучение, нейросетевые модели.

UDC 697. Scientific specialty number: 2.1.3.

Neural network method for estimating room occupancy to reduce the energy consumption of ventilation systems

Igor Olegovich Rogal, postgraduate student; Artem Alexandrovich Nosovets, postgraduate student; Muhammad Naveed, postgraduate student; Yulia Nikolaevna Kropis, postgraduate student; Andrey Alekseevich Nikitin, PhD (Engineering), Associate Professor, "Energy-Efficient Engineering Systems" Educational Center, ITMO University

A neural network approach to estimating the current number of people in a room based on indoor air data is proposed for adaptive ventilation control and energy consumption reduction. The CO_2 concentration, temperature, relative humidity, and the position of the entrance door, which affects air exchange, were used. The experiment was conducted in the classroom of ITMO University with a different number of people. The informative value of the features is estimated by the Random Forest algorithm. Training was performed on 41 490, testing — on 16 539 measurements. The dependence of air parameters on the number of people has been revealed. The share of estimates with an error of no more than three people amounted to 44.4 %. The results confirm the possibility of estimating the number of people based on the microclimate and using this data to automatically regulate the supply of fresh air. To improve accuracy, it is necessary to expand the sample, take into account the operating modes of the premises, and improve the model.

Key words: ventilation, energy efficiency, indoor air parameters, room occupancy, variable air flow rate, machine learning, neural network models.

Подходы к определению нагрузок на системы вентиляции

Существует несколько принципиально разных подходов к оценке численности людей, находящихся в помещении. Данные подходы представлены на рис. 1. Их можно условно разделить на три группы:

1. Прямые методы основаны на непосредственной фиксации присутствия людей в помещении: это пассивные инфракрасные датчики движения (Passive Infrared, PIR), видеокамеры, компьютерное зрение, а также беспроводное позиционирование по Wi-Fi или Bluetooth [2, 3]. Их достоинство — оперативная регистрация входа в помещение и выхода из него.

Недостатки — PIR-датчики плохо различают реальное количество людей в помещении при малой подвижности, а также у них ограниченная зона действия. Видеосистемы требуют больших вычислительных ресурсов, зависят от освещения, у них может быть затруднён обзор, а также они затрагивают вопросы конфиденциальности. Беспроводные методы Wi-Fi или Bluetooth хорошо масштабируются на крупные пространства, но зависят от наличия у человека работающего устройства с включённым Wi-Fi и Bluetooth [2].

2. Косвенные алгоритмические методы позволяют оценивать количество людей в помещении по изменению параметров внутреннего воздуха. Наиболее информативным признаком остаётся концентрация CO₂, так как она непосредственно связана с присутствием людей и режимом воздухообмена [4, 5]. Дополнительную информацию дают температура и относительная влажность.

Однако точность таких моделей сильно зависит от предположения, что условия стабильны: например, фиксированный объём помещения и вентиляция с постоянным расходом воздуха. На практике же проветривание или открытая дверь нарушают простую зависимость, и линейная модель может дать большую погрешность [3, 4].

3. Нейросетевые методы. Нейросетевые методы представляют современный подход к оценке количества людей, находящихся в помещении, так как способны автоматически обучаться по данным и выявлять в них сложные скрытые зависимости. В контексте нашей задачи это означает, что нейросетевая модель может на основе накопленных примеров связей между параметрами воздуха и числом людей в помещении научиться распознавать невидимые простыми методами закономерности. Такие модели хорошо справляются с нелинейными зависимостями и могут учитывать динамику про-



Рис. 1. Подходы к оценке численности людей в помещении

цессов при наличии достаточного объёма обучающих данных. Они демонстрируют более высокую точность по сравнению с описанными выше алгоритмическими способами, однако требуют больших вычислительных ресурсов и качественных данных для обучения [3].

Для административных помещений наиболее рациональна модель, использующая не только данные по концентрации углекислого газа, температуре и относительной влажности, но и дополнительные признаки состояния помещения

В статье [6] авторы применили метод FS-ELM (Feature Scaled Extreme Learning Machine) — модификацию нейросетового алгоритма с быстрым обучением — и проверили модель в офисном помещении с максимальной численностью 28 человек, подтвердив возможность оценки фактической занятости по концентрации CO₂. Точность определения количества людей в помещении достигала 94 % при допустимой погрешности ± 4 человека [6].

В работе [5] показано, что модели на основе параметров внутреннего воздуха могут служить альтернативой камерам и датчикам движения. При этом гибридная модель CNN-XGBoost, использующая данные по концентрации CO₂, температуре и относительной влажности, продемонстрировала точность определения занятости около 93 % на экспериментальных данных жилого здания [5].

В смежной задаче прогноза энергетической нагрузки модель Pyramid-CNN (многослойная свёрточная архитектура с иерархическим извлечением признаков)

обеспечила улучшение точности прогнозирования, снизив среднюю абсолютную процентную ошибку (MAPE) до 10 % по сравнению с базовыми моделями на кластеризованных профилях потребителей [7]. Полученные результаты подтверждают эффективность свёрточных нейронных сетей при анализе нелинейных энергетических временных рядов.

С инженерной точки зрения подход с использованием нейросетевых моделей представляет наибольший интерес, поскольку не требует дополнительного оснащения помещения камерами или специализированными средствами контроля присутствия и может быть встроен в существующую систему автоматизации здания. Однако существующие подходы зачастую ориентированы преимущественно на параметры внутреннего воздуха и не всегда учитывают дополнительные факторы, влияющие на динамику изменения микроклимата. В реальных условиях на концентрацию CO₂, температуру и относительную влажность влияют не только находящиеся в помещении люди и режим работы вентиляции, но и процессы воздухообмена через открывающиеся двери, режим проветривания и особенности эксплуатации помещения.

Для административных помещений наиболее рациональной представляется модель, использующая не только данные по концентрации CO₂, температуре и относительной влажности, но и дополнительные признаки состояния помещения, например, угол или продолжительность открытия двери, а также режим работы систем вентиляции. Учёт таких факторов позволяет частично учитывать инерционность воздухообмена и повысить устойчивость модели при изменяющихся условиях эксплуатации. Именно данный подход положен в основу экспериментального примера.

Пример экспериментальной модели

С целью обучения нейросетевой модели, позволяющей определять количество находящихся в помещении людей в каждый момент времени, с учётом инфильтрации воздуха через открывающуюся входную дверь в коридор, был проведён ряд экспериментов в учебной аудитории Университета ИТМО. Помещение снабжено приточно-вытяжной системой вентиляции с постоянным расходом воздуха. Количество людей, находящихся в помещении, и углы открытия входной двери в каждый момент времени фиксировались при помощи видеокамеры с дальнейшей обработкой видеоданных. В качестве основных измеряемых параметров использовались концентрация CO₂, температура и относительная влажность воздуха в помещении. Схема помещения с расположением датчиков приведена на рис. 2.

Полученные результаты показывают, что модель в текущем виде ограниченно справляется с точным определением количества людей, находящихся в помещении в каждый момент времени. Модель способна улавливать тенденции изменения количества людей с учётом влияния открывания и закрывания двери, но требует дальнейшего повышения точности



Рис. 2. Схема помещения (1 — датчики; 2 — угол открытия двери)

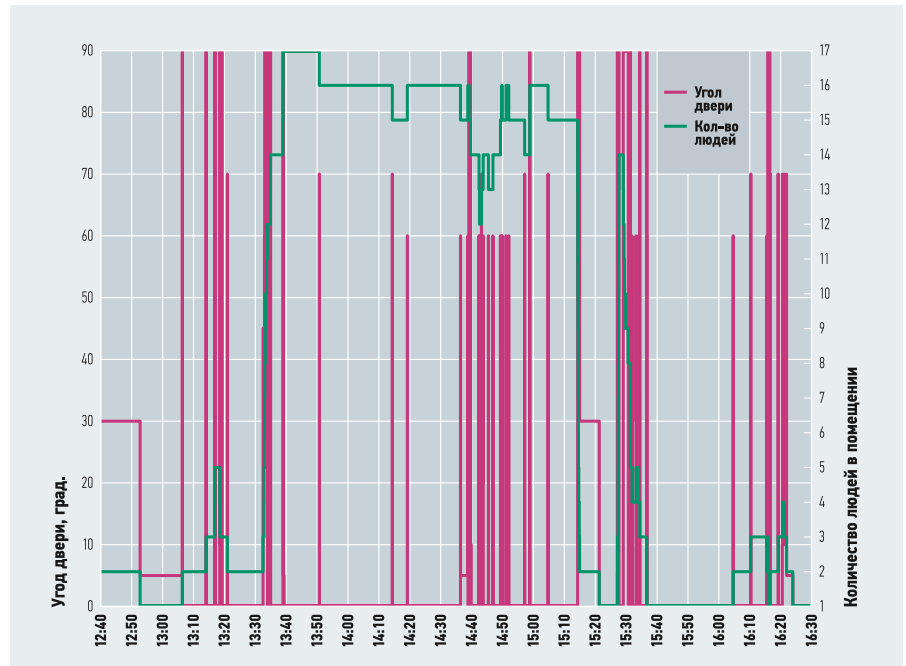


Рис. 3. Обучающая выборка: изменение угла открытия двери и фактического числа людей в помещении (3 ноября 2020 года, 41 490 данных)

На текущем этапе в качестве базового решающего блока применялся алгоритм Random Forest. Такой алгоритм нужен для первичной проверки информативности признаков и получения опорного результата. Для обучения и первичной настройки алгоритма использовались измерения параметров воздуха объёмом 41 490 измерений. Для проверки и тестирования модели использовались экспериментальные данные объёмом 16 539 измерений параметров воздуха (рис. 3 и 4).

В качестве метрики использовалась точность с допустимой погрешностью по количеству людей. При строгом критерии, допускающем ошибку не более одного человека, точность составила 3,6%. При увеличении погрешности до ± 3 человек точность возрастает до 44,4%. На рис. 5 представлены изменения концентрации CO₂, состояния двери, фактического и предсказанного количества людей в помещении во времени. График на рис. 5 позволяет сопоставить результаты прогнозирования с фактическим числом людей

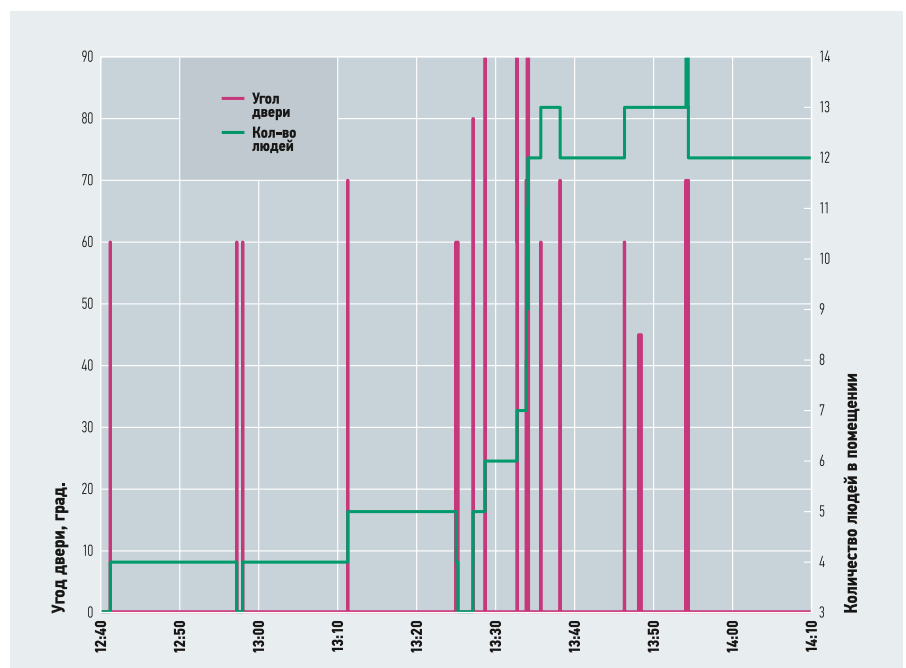


Рис. 4. Проверочная выборка: изменение угла открытия двери и фактического числа людей в помещении (27 октября 2020 года, 16 539 данных)

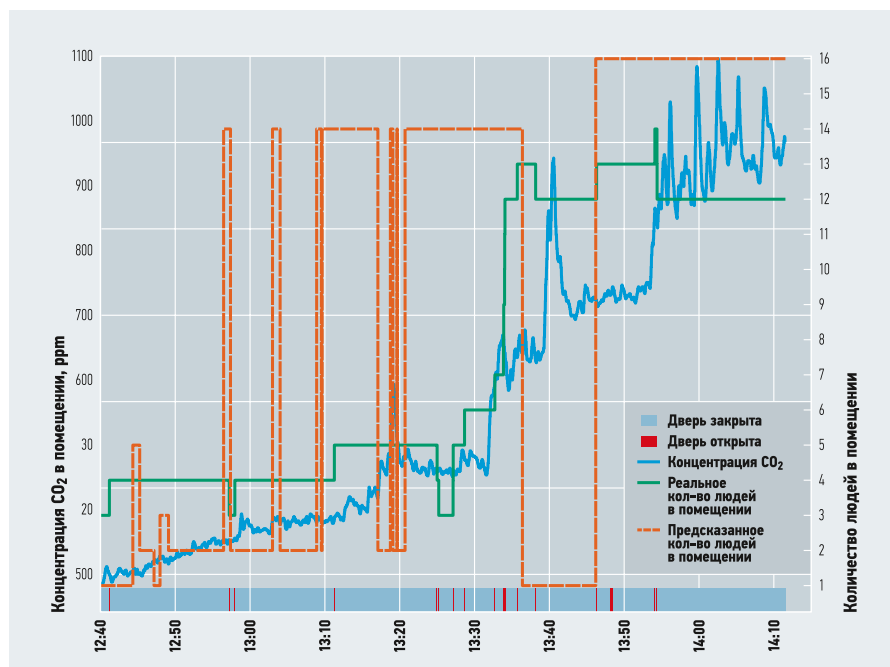


Рис. 5. Финальный тест: концентрация углекислого газа в помещении, состояние двери, фактическое и предсказанное число людей во времени

в помещении и влиянием угла открытия двери на работу модели. Полученные результаты показывают, что модель в текущем виде ограниченно справляется с точным определением количества людей, находящихся в помещении в каждый момент времени. Таким образом, модель способна улавливать тенденции изменения количества людей с учётом влияния открывания и закрывания двери, но требует дальнейшего повышения точности и увеличения объёма данных для практического применения.

Для формирования управляющего сигнала для изменения расхода воздуха системы вентиляции необходимо решение по количеству людей, находящихся в помещении, в зависимости от параметров состояния воздуха в помещении. Результаты определения количества людей, находящихся в помещении, в зависимости от параметров воздуха, таких как содержание CO_2 , температура и относительная влажность, представлены на рис. 6.

Результаты проведённого анализа и измерений подтверждают, что параметры

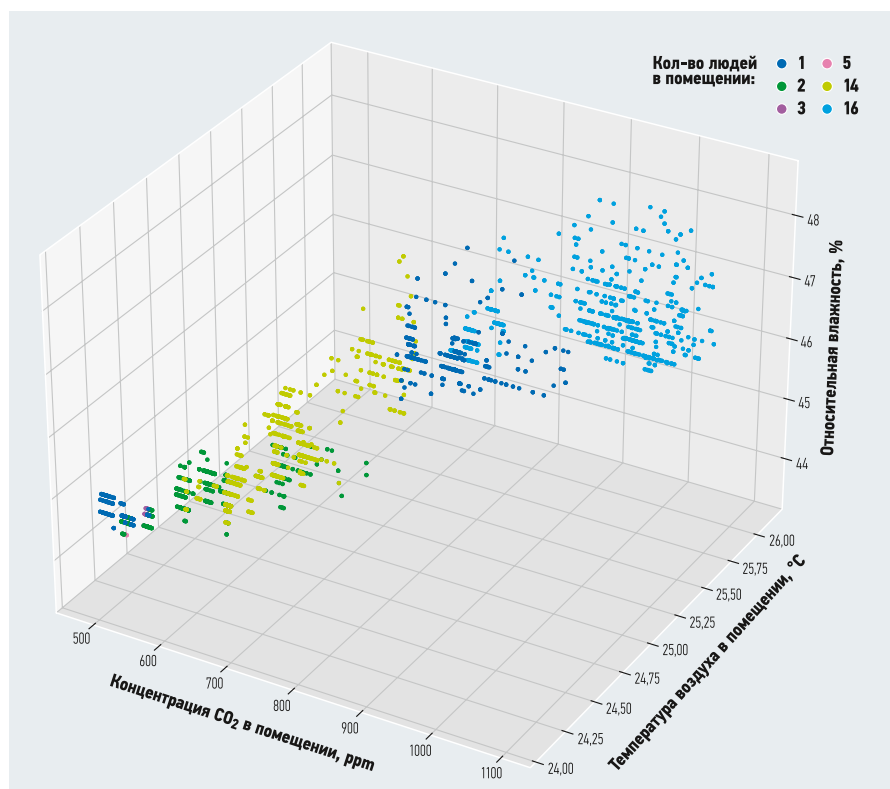


Рис. 6. Количество людей, находящихся в помещении, в зависимости от значений концентрации CO_2 , температуры и относительной влажности

воздуха действительно несут информацию о количестве людей в помещении и могут использоваться в алгоритмах управления вентиляцией. Эксперимент подтверждает пригодность выбранных признаков и постановки задачи, но сама архитектура модели требует дальнейшего развития с целью повышения её точности.

Вывод

Использование параметров внутреннего воздуха для оценки количества людей в помещении представляет собой перспективное направление для «умного» управления вентиляцией. Проведённый анализ показал, что концентрация углекислого газа (CO_2), температура и относительная влажность содержат информацию о текущем количестве людей в помещении и могут использоваться в качестве входных данных нейросетевой модели.

Разработка подобных алгоритмов позволит адаптировать расход воздуха к фактической нагрузке помещения, снизить избыточный воздухообмен и повысить энергетическую эффективность систем вентиляции. При этом дальнейшие исследования должны быть направлены на повышение точности моделей в условиях изменяющегося режима эксплуатации помещений, нестабильного воздухообмена и внешних факторов, таких как открытие окон, учёт влияния на температурные режимы работы систем кондиционирования и отопления, учёт влияния метаболизма человека на такие параметры воздуха внутри помещения, как влажность и содержание в воздухе CO_2 .

1. СП 60.13330.2020. Отопление, вентиляция и кондиционирование воздуха [Пересмотр СП 60.13330.2016 «СНиП 41-01-2003»] (с Попр., с Изм. № 1-6) / Дата введ.: 01.07.2021.
2. Huang W., Lin Y., Lin B., Zhao L. Modeling and predicting the occupancy in a China hub airport terminal using Wi-Fi data. Energy and Buildings. 2019. Vol. 203. Art. 109439.
3. Dai X., Liu J., Zhang X. A review of studies applying machine learning models to predict occupancy and window-opening behaviours in smart buildings. Energy and Buildings. 2020. Vol. 223. Art. 110159.
4. Роголь И.О., Никитин А.А., Муравейников С.С., Кропачев Ю.Н., Никитина В.А. Оценка параметров внутреннего воздуха (CO_2 , температура, влажность) как индикаторов заполняемости помещения людьми // Вестник Международной академии холода, 2026. № 2. С. 3–11.
5. Mohammadabadi A., Rahnema S., Afshari A. Indoor occupancy detection based on environmental data using CNN-XGBoost model: Experimental validation in a residential building. Sustainability. 2022. Vol. 14. No. 21. Art. 14644.
6. Jiang Ch., Masood M.K., Soh Y.Ch., Li H. Indoor occupancy estimation from carbon dioxide concentration. Energy and Buildings. 2016. Vol. 131. Pp. 132–141.
7. Aurangzeb K., Alhussein M., Javadi K., Haider S.I. A Pyramid-CNN based Deep Learning Model for power load forecasting of similar-profile energy customers based on clustering. Institute of Electrical and Electronics Engineers (IEEE) Access. 2021. Vol. 9. Pp. 14992–15003.

References — see page 78.

HEATING, HOT WATER AND GAS SUPPLY

Technical error in calculating the service life of polypropylene pipes, using hot water supply systems as an example. Pp. 44–50.

Anton O. Sushitsky, student, St. Petersburg State University of Architecture and Civil Engineering (SPbGASU)

1. S.A. Markosov, R.V. Yudin. *Vozmozhnye problemy ispol'zovaniya polipropilenovykh trub v zakrytykh sistemakh GVS vysohtnykh MKD* [Potential problems of using polypropylene pipes in closed hot water supply systems of high-rise apartment buildings]. *AVOK* [Journal of the Russian Association of Engineers for Heating, Ventilation, Air-Conditioning, Heat Supply and Building Thermal Physics (ABOK)]. 2023. No. 4. Pp. 42–45. [In Russian]
2. N.Z. Il'balieva, R.V. Mukanov, O.R. Mukanova. *Issledovanie kharakternykh prichin razrusheniya polipropilenovykh truboprovodov sistemy otopleniya pri proizvodstvennom brake* [Study of typical causes of failure of polypropylene heating pipes due to manufacturing defects]. *Problemy tekhnosfernoj i ekologicheskoy bezopasnosti v promyshlennosti, stroitel'stve i gorodskom khozaystve: Sb. mat. 1 Mezhd. nauch. konf.* [Problems of technosphere and environmental safety in industry, construction, and urban economy: Coll. vol. of the I International Scientific Conference]. February 16, 2023. Makeevka. DonNASA [Donbas National Academy of Civil Engineering and Architecture (DonNACEA)]. 2023. Pp. 50–52. [In Russian]
3. ISO 9080:2012. *Plastics piping and ducting systems — Determination of the long-term hydrostatic strength of thermoplastics materials in pipe form by extrapolation*. Edition 2. International Organization for Standardization (ISO). Geneva, Switzerland. 2012. 44 p.
4. A.O. Sushitsky. *Termookislitel'naya destruktsiya — osnovnoj faktor sokrashcheniya strokov sluzhby polipropilenovykh trub* [Thermal-oxidative degradation is the main factor in reducing the service life of polypropylene pipes]. *Zhurnal Santekhnika, Otoplenie, Konditsionirovanie (SOK)* [Journal of Plumbing, Heating, Air Conditioning and Ventilation]. 2026. No. 5. Pp. 18–23. [In Russian]
5. GOST 32415–2013 [The State Industry Standard of Russia No. 32415–2013]. *Truby napornye iz termoplastov i soedinitel'nye detali k nim dlya sistem vodosnabzheniya i otopleniya. Obshchie tekhnicheskie usloviya (s Popr.)* [Thermoplastic pressure pipes and fittings for water supply and heating systems. General specifications (with Amendment)]. Date of impl.: January 1, 2015. [In Russian]
6. Element test report P-21-221-V2, 2021-10-05: Determination of the long-term hydrostatic strength ISO 9080:2012 — Evaluation of the natural PP-R pipe grade SIBEX PP R003 EX-1. Element Materials Technology. London, UK. October 5, 2021.
7. Element test report P-16/07-V2, 2016-01-11: Determination of the long-term hydrostatic strength ISO 9080:2012 — Evaluation of the natural PP-R pipe grade Topilene R200P. Element Materials Technology. London, UK. January 11, 2016.
8. A.D. Porchkhidze. *Polzuchest' kak vazhnejshee ekspluatatsionnoe svojstvo polimernykh materialov* [Creep as the most important operational property of polymeric materials]. *World Science*. 2018. Vol. 4. No. 6. Pp. 54–56. [In Russian]
9. Ya.Ya. Zavorzaeva, V.V. Bochkaryov, V.Ya. Lopatinsky, L.A. Gulieva. *Destruktsiya i stabilizatsiya polipropilena (obzor)* [Destruction and stabilization of polypropylene (review)]. *Plasticheskie massy* ["Plastic masses" Magazine]. 1990. No. 3. Pp. 29–32. [In Russian]
10. Plastic additives: Your key components for reliable performance in the building & construction industry. BASF Lampertheim GmbH. Lampertheim, Germany. 2021. Web-source: download.basf.com. Access date: February 5, 2026.
11. F. Gugumus. *Thermooxidative degradation of polyolefins in the solid state — 6. Kinetics of thermal oxidation of polypropylene*. *Polymer Degradation and Stability*. 1998. Vol. 62. No. 2. Pp. 235–243.
12. E.V. Deyun, G.B. Manelis, E.B. Polianchik, L.P. Smirnov. *Kineticheskie modeli pri prognizirovanii dolgovechnosti polimernykh materialov* [Kinetic models for predicting the durability of polymeric materials]. *Uspekhi khimii* ["Advances in Chemistry" Magazine]. 1980. Vol. 49. No. 8. Pp. 1574–1593. [In Russian]
13. GOST ISO 9080–2023 [The State Industry Standard of Russia (ISO) No. 9080–2023]. *Plastmassovye truboprovodnye sistemy. Opredelenie dlitel'noj gidrostaticheskoy prochnosti termoplastov metodom ekstrakpolyatsii (s popr.)* [Plastics piping systems. Determination of the long-term hydrostatic strength of thermoplastics by the extrapolation method (with Amendments)]. Date of impl.: December 1, 2024. [In Russian]
14. O.V. Makeeva, D.V. Voronova. *Metod naimenshih kvadratov kak instrument izucheniya zavisimosti mezhdu velichinami v fizicheskom eksperimente* [The least squares method as a tool for studying the relationship between quantities in a physical experiment]. *Nauka Online* ["Science Online" Magazine]. 2021. No. 1. Pp. 102–115. [In Russian]
15. PPI TR-3/2018 (Plastics Pipe Institute Technical Report No. 3/2018). Policies and procedures for developing hydrostatic design basis (HDB), pressure design basis (PDB), strength design basis (SDB), and minimum required strength (MRS) ratings for thermoplastic piping materials or pipe. Plastics Pipe Institute, Inc. Irving, TX, USA. 2018. 52 p.
16. V.I. Smirnov. *Kurs vysshej matematiki* [Course in higher mathematics]. Vol. 1. Moscow. Nauka ["Science" Publisher]. 1981. 480 p. [In Russian]
17. ASTM F2389–24a. *Standard specification for pressure-rated polypropylene (PP) piping systems*. American Society for Testing and Materials (ASTM International). West Conshohocken, PA, USA. 2024. 11 p.

AIR CONDITIONING AND VENTILATION

Neural network method for estimating room occupancy to reduce the energy consumption of ventilation systems. Pp. 74–77.

Igor Olegovich Rogal, postgraduate student; **Artem Alexandrovich Nosovets**, postgraduate student; **Muhammad Naveed**, postgraduate student; **Yulia Nikolaevna Kropis**, postgraduate student; **Andrey Alekseevich Nikitin**, PhD (Engineering), Associate Professor, "Energy-Efficient Engineering Systems" Educational Center, ITMO University.

1. SP 60.13330.2020 [The Code of Practice on Design and Construction (The Code of Practice of Russia) No. 60.13330.2020]. *Otoplenie, ventilyatsiya i konditsionirovanie vozdukh (Peresmotr SP 60.13330.2016 "SNiP 41-01-2003") (s Popr., s Izm. №1–6)* [Heating, ventilation, and air conditioning {Revision of The Code of Practice on Design and Construction (The Code of Practice of Russia) No. 60.13330.2016 "The Building Rules & Regulations (National Codes and Standards of Russia) No. 41-01-2003"} (with Amendment, with Amendments Nos. 1–6)]. Date of impl.: July 1, 2021. [In Russian]
2. W. Huang, Y. Lin, B. Lin, L. Zhao. Modeling and predicting the occupancy in a China hub airport terminal using Wi-Fi data. *Energy and Buildings*. 2019. Vol. 203. Art. 109439.
3. X. Dai, J. Liu, X. Zhang. A review of studies applying machine learning models to predict occupancy and window-opening behaviours in smart buildings. *Energy and Buildings*. 2020. Vol. 223. Art. 110159.
4. I.O. Rogal, A.A. Nikitin, S.S. Muravejnikov, Yu.N. Kropis, V.A. Nikitina. *Otsenka parametrov vnutrennego vozdukh (CO₂, temperatura, vlazhnost') kak indikatorov zapolnyaemosti pomeshcheniya lyud'mi* [Assessment of indoor air parameters (CO₂, temperature, humidity) as indicators of room occupancy]. *Vestnik Mezhdunarodnoj akademii kholoda* [Bulletin of the International Academy of Refrigeration]. 2026. No. 2. Pp. 3–11. [In Russian]
5. A. Mohammadabadi, S. Rahnama, A. Afshari. Indoor occupancy detection based on environmental data using CNN-XGBoost model: Experimental validation in a residential building. *Sustainability*. 2022. Vol. 14. No. 21. Art. 14644.
6. Ch. Jiang, M.K. Masood, Y.Ch. Soh, H. Li. Indoor occupancy estimation from carbon dioxide concentration. *Energy and Buildings*. 2016. Vol. 131. Pp. 132–141.
7. K. Aurangzeb, M. Alhussein, K. Javadi, S.I. Haider. A Pyramid-CNN based Deep Learning Model for power load forecasting of similar-profile energy customers based on clustering. *Institute of Electrical and Electronics Engineers (IEEE) Access*. 2021. Vol. 9. Pp. 14992–15003.



Урал-Пресс



Почта России

12 номеров в год

Подписка с любого месяца, доставка по России.

САПЛИКИ • ОТОПЛЕНИЕ • КОНДИЦИОНИРОВАНИЕ 08 16	САПЛИКИ • ОТОПЛЕНИЕ • КОНДИЦИОНИРОВАНИЕ 18 28	САПЛИКИ • ОТОПЛЕНИЕ • КОНДИЦИОНИРОВАНИЕ 12 36	САПЛИКИ • ОТОПЛЕНИЕ • КОНДИЦИОНИРОВАНИЕ 16 20
ИНВЕРТОРНЫЕ ВОДОНАГРЕВАТЕЛИ 100% САДЕАНО В РОССИИ	МОНОИТНЫЙ ЭЛЕКТРОКАЛЕСКИЙ РАДИАТОР САМЫЙ ПРОЧНЫЙ В НАШЕ БЕЗ СТАНОВ И РАДИОТЕЛЕ БЕЗ ТРОТЕН КАЗАТИ	СИЛА В КАЖДОМ ХОМУТЕ! 1-2 45 000 10 000	ЭНЕРГОЭФФЕКТИВНОЕ ХОЛОДИЛЬНОЕ И КЛИМАТИЧЕСКОЕ ОБОРУДОВАНИЕ Серии до 1,5 кВт