

РЕФЕРАТ

Розмір пояснювальної записки – 126 аркушів, містить 22 ілюстрації, 6 таблиць, 3 додатки, 59 посилань на джерела.

Актуальність теми. У роботі розглянуто задачу керування опаленням та оптимізації витрат на опалення. Розглянуто застосування підходу навчання з підкріпленням до цієї задачі, його основні особливості, переваги та недоліки. Виявлено потребу в удосконаленні цього підходу для спрощення його практичного застосування до даної задачі.

Мета дослідження. Метою дослідження є мінімізація витрат на опалення приміщень шляхом створення застосунку, який керує нагрівальними панелями.

Об'єкт дослідження: програмне забезпечення керування об'єктами.

Предмет дослідження: підходи, методи, моделі, засоби керування об'єктами, застосовуючи методи машинного навчання, що реалізовані програмно.

Для реалізації поставленої мети **сформульовані наступні завдання:**

- проаналізувати застосування підходу навчання з підкріпленням до задачі оптимізації витрат на опалення, проаналізувати можливий вигляд винагород у цьому підході, порівняти їх ефективність та вибрати оптимальну;
- розробити удосконалену версію цього підходу, що використовує спрощену модель середовища, що будується на основі зібраних даних без втручання користувача, та дозволяє спростити практичне застосування;
- розробити програмну реалізацію цього підходу для даної задачі та створити серверний застосунок з веб-клієнтом, що дозволяє користувачу керувати та слідкувати за витратами на опалення.

Наукова новизна: вперше запропоновано архітектуру програмного забезпечення керування витратами на опалення із використанням

модифікованого методу навчання з підкріпленням, в якому застосовується спрощена модель приміщення, параметри якої знаходяться експериментальним шляхом.

Практичне значення отриманих результатів полягає в тому, що запропоновано метод керування опаленням, що дозволяє значно підвищити економічну ефективність опалення приміщень, враховуючи денну варіацію цін.

Зв'язок з науковими програмами, планами, темами. Робота виконувалась на кафедрі інформатики та програмної інженерії Національного технічного університету України "Київський політехнічний інститут імені Ігоря Сікорського".

Апробація. Наукові положення дисертації пройшли апробацію на VI Міжнародній науково-практичній конференції молодих вчених та студентів «Інженерія програмного забезпечення і передові інформаційні технології SoftTech-2024» – м. Київ.

Публікації. Наукові положення дисертації опубліковані в:

- 1) Кришталь В.О.. Метод навчання з підкріпленням для управління витратами на опалення // Матеріали науково-практичної конференції молодих вчених та студентів «Інженерія програмного забезпечення і передові інформаційні технології SoftTech-2024» – м. Київ: КПІ ім. Ігоря Сікорського, 21-23 травня 2024 р.

Ключові слова: НАВЧАННЯ З ПІДКРІПЛЕННЯМ, ГЛИБОКЕ НАВЧАННЯ, СИСТЕМИ УПРАВЛІННЯ, СИМУЛЯЦІЯ.

СПИСОК ВИКОРИСТАНИХ ДЖЕРЕЛ

1. Nejat P., Jomehzadeh F., Taheri M.M., Gohari M., Majid M.Z..A. A global review of energy consumption, co2 emissions and policy in the residential sector (with an overview of the top ten co2 emitting countries) – *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, 2015; 43 – 843–862 p.
2. Wei T., Wang Y., Zhu Q.. Deep reinforcement learning for building HVAC control – *Proceedings of the 54th annual design automation conference*, 2017, ACM – 22 p.
3. Nord Pool. [Електронний ресурс] // Режим доступу до ресурсу: <https://www.nordpoolgroup.com/>.
4. Knapik, O. Modeling and Forecasting Electricity Price Jumps in the Nord Pool Power Market - *CREATES Research Paper 2017-7* - Department of Economics and Business Economics, Aarhus University: Aarhus, Danmark, 2017.
5. Alimohammadisagvand, B.; Alam, S.; Ali, M.; Degefa, M.; Jokisalo, J.; Sirén, K. Influence of Energy Demand Response Actions on Thermal Comfort and Energy Cost in Electrically Heated Residential Houses - *Indoor and Built Environment*. 2017, 26 – 298–316 p.
6. Behl, M.; Jain, A.; Mangharam, R. Data-Driven Modeling, Control and Tools for Cyber-Physical Energy Systems - *Proceedings of the 2016 ACM/IEEE 7th International Conference on Cyber-Physical Systems (ICCPS)*, 11–14 April 2016 – Vienna, Austria.;
7. Péan, T.Q.; Salom, J.; Costa-Castelló, R. Review of Control Strategies for Improving the Energy Flexibility Provided by Heat Pump Systems in Buildings - *Journal of Process Control* 2019, 74 – 35–49 p.
8. Avci, M.; Erkoç, M.; Rahmani, A.; Asfour, S. Model Predictive HVAC Load Control in Buildings Using Real-Time Electricity Pricing – *Energy and Buildings* 2013, 60 – 199–209p.

9. Li, X.; Malkawi, A. Multi-Objective Optimization for Thermal Mass Model Predictive Control in Small and Medium Size Commercial Buildings under Summer Weather Conditions – *Energy* 2016, *112* – 1194–1206 p.
10. Zhang, H.; Seal, S.; Wu, D.; Bouffard, F.; Boulet, B. Building Energy Management with Reinforcement Learning and Model Predictive Control: A Survey - *IEEE Access* 2022, *10* - 27853–27862 p.
11. Fischer, D.; Bernhardt, J.; Madani, H.; Wittwer, C. Comparison of Control Approaches for Variable Speed Air Source Heat Pumps Considering Time Variable Electricity Prices and PV - *Applied Energy* 2017, *204* - 93–105 p.
12. Vandermeulen, A.; Vandeplas, L.; Patteeuw, D.; Sourbron, M.; Helsen, L. Flexibility Offered by Residential Floor Heating in a Smart Grid Context: The Role of Heat Pumps and Renewable Energy Sources in Optimization towards Different Objectives - *Proceedings of the IEA Heat Pump Conference*, 15–18 May 2017 - Rotterdam, The Netherlands.
13. Ala'raj, M.; Radi, M.; Abbod, M.F.; Majdalawieh, M.; Parodi, M. Data-Driven Based HVAC Optimisation Approaches: A Systematic Literature Review - *Journal of Building Engineering* 2022, *46*.
14. Liu, T.; Xu, C.; Guo, Y.; Chen, H. A Novel Deep Reinforcement Learning Based Methodology for Short-Term HVAC System Energy Consumption Prediction - *International Journal of Refrigeration* 2019, *107* - 39–51 p.
15. Raza, R.; Hassan, N.U.; Yuen, C. Determination of Consumer Behavior Based Energy Wastage Using IoT and Machine Learning - *Energy and Buildings* 2020, *220*.
16. Esrafilian-Najafabadi, M.; Haghghat, F. Impact of Occupancy Prediction Models on Building HVAC Control System Performance: Application of Machine Learning Techniques - *Energy and Buildings* 2022, *257*.

17. Chaudhuri, T.; Soh, Y.C.; Li, H.; Xie, L. Machine Learning Based Prediction of Thermal Comfort in Buildings of Equatorial Singapore - *Proceedings of the 2017 IEEE International Conference on Smart Grid and Smart Cities (ICSGSC)*, Singapore, 23–26 July 2017 - 72–77 p.
18. Kusiak, A.; Tang, F.; Xu, G. Multi-Objective Optimization of HVAC System with an Evolutionary Computation Algorithm - *Energy* 2011, 36 - 2440–2449 p.
19. Nassif, N. Modeling and Optimization of HVAC Systems Using Artificial Neural Network and Genetic Algorithm - *Building Simulation* 2014, 7 - 237–245 p.
20. Amin, U.; Hossain, M.J.; Fernandez, E. Optimal Price Based Control of HVAC Systems in Multizone Office Buildings for Demand Response - *Journal of Cleaner Production*, 2020, 270.
21. Yuan, X.; Pan, Y.; Yang, J.; Wang, W.; Huang, Z. Study on the Application of Reinforcement Learning in the Operation Optimization of HVAC System - *Building Simulation*. 2021, 14 - 75–87 p.
22. Fazenda, P.; Veeramachaneni, K.; Lima, P.; O'Reilly, U.-M. Using Reinforcement Learning to Optimize Occupant Comfort and Energy Usage in HVAC Systems - *Journal of Ambient Intelligence and Smart Environments*. 2014, 6 - 675–690 p.
23. Liu, S.; Henze, G.P. Experimental Analysis of Simulated Reinforcement Learning Control for Active and Passive Building Thermal Storage Inventory: Part 1. Theoretical Foundation - *Energy and Buildings* 2006, 38 - 142–147 p.
24. Barrett Enda and Linder, S. Autonomous HVAC Control, A Reinforcement Learning Approach - *Proceedings of the Machine Learning and Knowledge Discovery in Databases: European Conference, ECML PKDD*, 2015, Porto, Portugal, 7–11 September 2015; Springer International Publishing: Cham, Germany, 2015 - 3–19 p.

25. Costanzo, G.T.; Iacovella, S.; Ruelens, F.; Leurs, T.; Claessens, B.J. Experimental Analysis of Data-Driven Control for a Building Heating System - *Sustainable Energy, Grids and Networks*, 2016, 6 - 81–90 p.
26. Ruelens, F.; Iacovella, S.; Claessens, B.; Belmans, R. Learning Agent for a Heat-Pump Thermostat with a Set-Back Strategy Using Model-Free Reinforcement Learning - *Energy* 2015, 8 - 8300–8318 p.
27. Li, B.; Xia, L. A Multi-Grid Reinforcement Learning Method for Energy Conservation and Comfort of HVAC in Buildings - *Proceedings of the 2015 IEEE International Conference on Automation Science and Engineering (CASE)*, Gothenburg, Swede, 24–28 August 2015 - 444–449 p.
28. Wei, T.; Wang, Y.; Zhu, Q. Deep Reinforcement Learning for Building HVAC Control - *Proceedings of the 54th Annual Design Automation Conference*, 2017, Austin, TX, USA, 18–22 June 2017 - 1–6 p.
29. Azuatalam, D.; Lee, W.-L.; de Nijs, F.; Liebman, A. Reinforcement Learning for Whole-Building HVAC Control and Demand Response. *Energy AI* 2020, 2, 100020.
30. Biswas, D. Reinforcement Learning Based HVAC Optimization in Factories - *Proceedings of the Eleventh ACM International Conference on Future Energy Systems*, Online, 22–26 June 2020 - 428–433 p.
31. Gupta, A.; Badr, Y.; Negahban, A.; Qiu, R.G. Energy-Efficient Heating Control for Smart Buildings with Deep Reinforcement Learning - *Journal of Building Engineering* - 2021, 34.
32. Mastering Chess and Shogi by Self-Play with a General Reinforcement Learning Algorithm *arXiv preprint: 1712.01815*.
33. A review on reinforcement learning algorithms and applications in supply chain management - *International Journal of Production Research*, 2023, vol. 61, no. 20 - 7151–7179 p.

34. Trends, Google. The growth in search of reinforcement learning. [Электронный ресурс] // Режим доступа до ресурсу: <https://trends.google.com/trends/explore?date=2007-01-01%202022-01-01&q=reinforcement%20learning&hl=en-US>.
35. Mnih, V., Kavukcuoglu, K., Silver, D., Graves, A., Antonoglou, I., Wierstra, D., Ried-miller, M., 2013. Playing atari with deep reinforcement learning. NIPS.
36. Silver, D., Lever, G., Heess, N., Degris, T., Wierstra, D., Riedmiller, M., 2014. Deterministic policy gradient algorithms. ICML.
37. Lillicrap, T. P., Hunt, J. J., Pritzel, A., Heess, N., Erez, T., Tassa, Y., Silver, D., & Wierstra, D. (2015). Continuous control with deep reinforcement learning. *arXiv preprint:1509.02971*.
38. Sutton, R.S., McAllester, D., Singh, S., Mansour, Y., 1999. Policy gradient methods for reinforcement learning with function approximation. NIPS 1057–1063.
39. Fujimoto, S., Hoof, H., Meger, D., 2018. Addressing function approximation error in actor-critic methods. ICML *arXiv preprint:1802.09477*.
40. Schulman, J., Levine, S., Moritz, P., Jordan, M.I., Abbeel, P., 2015. Trust region policy optimization. ICML *arXiv preprint:1502.05477*.
41. Schulman, J., Wolski, F., Dhariwal, P., Radford, A., Klimov, O., 2017. Proximal policy optimization algorithms. Mach. Learn. *arXiv preprint:1707.06347*.
42. Haarnoja, T., Zhou, A., Abbeel, P., Levine, S., 2018. Soft actor-critic: off-policy maximum entropy deep reinforcement learning with a stochastic actor. ICML *arXiv preprint:1801.01290*.
43. ENTSO-E Transparency Platform. [Электронный ресурс] // Режим доступа до ресурсу: <https://transparency.entsoe.eu/>

44. Energy Plus. [Электронный ресурс] // Режим доступа до ресурсу:
<https://energyplus.net>
45. ISO 13790:2008; Energy Performance of Buildings—Calculation of Energy Use for Space Heating and Cooling.
46. Ashkan Haji Hosseinloo, Alexander Ryzhov, Aldo Bischi, Henni Ouerdane, Konstantin Turitsyn, Munther A. Dahleh, Data-driven control of micro-climate in buildings: An event-triggered reinforcement learning approach - *Applied Energy*, Volume 277, 2020.
47. Kannari, L.; Kantorovitch, J.; Piira, K.; Piippo, J. Energy Cost Driven Heating Control with Reinforcement Learning - *Buildings* 2023, 13 – 427 p.
48. Kotlin. [Электронный ресурс] // Режим доступа до ресурсу:
<https://kotlinlang.org>
49. Spring. [Электронный ресурс] // Режим доступа до ресурсу:
<https://spring.io>
50. PostgreSQL. [Электронный ресурс] // Режим доступа до ресурсу:
<https://www.postgresql.org>
51. InfluxDB. [Электронный ресурс] // Режим доступа до ресурсу:
<https://www.influxdata.com>
52. Python. [Электронный ресурс] // Режим доступа до ресурсу:
<https://www.python.org>
53. PyTorch. [Электронный ресурс] // Режим доступа до ресурсу:
<https://pytorch.org>
54. Cython. [Электронный ресурс] // Режим доступа до ресурсу:
<https://cython.org>
55. Apache Kafka. [Электронный ресурс] // Режим доступа до ресурсу:
<https://kafka.apache.org>
56. TypeScript. [Электронный ресурс] // Режим доступа до ресурсу:
<https://www.typescriptlang.org>

57. WebSocket. [Электронный ресурс] // Режим доступа до ресурсу:
https://developer.mozilla.org/en-US/docs/Web/API/WebSockets_API
58. STOMP. [Электронный ресурс] // Режим доступа до ресурсу:
<https://stomp.github.io>
59. MQTT. [Электронный ресурс] // Режим доступа до ресурсу:
<https://mqtt.org>