

УДК 004.9

Дерев'яно В.С., Скалецький П.О., Кунанець Н.Е.

(Тернопільський національний технічний університет імені Івана Пулюя, Україна)

СПОСТЕРЕЖЕННЯ ТА МОДЕЛЮВАННЯ ПРОЦЕСІВ ТЕПЛОПОСТАЧАННЯ В РОЗУМНИХ БУДІВЛЯХ

Derevianko V.S., Skaletskyi P.O., Kunanets N.E.

OBSERVATION AND SIMULATION OF HEAT SUPPLY PROCESSES IN SMART BUILDINGS

Ключовим аспектом ефективного функціонування систем теплопостачання є точна характеристика та оперативне прогнозування теплових витрат та навантажень у будівлях. Висока варіативність процесів продумування тепла в мережах теплопостачання з низькими температурами характеристики теплоносіїв формує потребу розроблення ефективних моделей прогнозування.

Споживання енергії в будівлях становить до 40% від загальних показників споживання енергії за даними Європейського Союзу (ЄС) [1]. Тому, підвищення енергоефективності систем обігріву будівель є однією з ключових цілей стратегії ЄС щодо зменшення викидів вуглецю [2].

Мережі централізованого теплопостачання забезпечують 13% загального попиту на теплову енергію в ЄС [3]. В процесі розвитку мереж теплопостачання відбувалось зменшення температури теплоносіїв, що привело до поступового впровадження так званих мереж теплопостачання 4-го покоління (4GDH) [4], які використовують тепло з ультранизькими температурами близько 45°C. Це дало можливість збільшити показники інтеграції джерел теплової енергії низького класу, зокрема, сонячних теплових систем або потоків відпрацьованого теплоносія у виробничих теплових мережах.

Теплові лічильники активно запроваджуються в будівлях та приватних приміщеннях, що дає можливість вимірювати індивідуальні показники споживання теплової енергії. Сучасні IoT пристрої дають змогу збирати похвилинні, погодинні або подобові дані, включаючи споживання тепла в системах теплопостачання. Пристрої такого класу активно впроваджуються в ЄС згідно з Директивою 2018/2002 [5], яка регламентує споживання теплової енергії та зобов'язує запровадження функцій оперативного дистанційного передавання даних до січня 2027 року. Організація процесів дистанційного відбору даних дає змогу формувати системи енергетичного менеджменту, та генерації тепла в мережах теплопостачання, що базуються на опрацюванні показників «розумних» теплових лічильників. Такі системи зазвичай виконують короткострокове прогнозування в діапазонах від кількох годин до декількох днів.

Інформаційні моделі, керовані даними, базуються на обширному переліку методів машинного навчання, що зосереджуються на процесах споживання теплової енергії. Вони широко використовуються в продовж останнього періоду часу. При цьому можуть застосовуватися різні типи керованих даними моделей, які можна умовно розмітити на дві основні групи: моделі сірої скриньки та моделі чорної скриньки. Моделі сірої скриньки об'єднують попередні знання про фізичний світ та зазвичай позиціонуються у вигляді простору станів через набір стохастичних лінійних диференціальних рівнянь у дискретному або безперервному часовому вимірі. Моделі сірої скриньки вимагають глибокого розуміння всіх фізичних процесів у будівлі, які впливають на миттєві чи кумулятивні зміни теплового споживання чи навантаження. Через складність окремих моделей сірої скриньки потрібно враховувати обширний спектр характеристик для окремих компонентів будівель. Оскільки взаємодія між різними елементами та

параметрами не завжди відома або надто складна для чіткого формулювання, то складно підібрати відповідні моделі сірого ящика для таких багатоелементних систем будівлі.

Керовані даними моделі чорної скриньки теплових процесів «розумних» будівель не потребують глибокого розуміння та використання складних диференціальних перетворень. Такі моделі базуються виключно на даних, тому їх можна навчити виводити залежності між вхідними наборами даних та результатами за допомогою статистичних методів без фізичної інтерпретації. Більшість опублікованих результатів досліджень щодо прогнозування процесів споживання теплової енергії застосовуються з метою визначення попиту [6]. Водночас опубліковані результати досліджень, щодо керованими даними моделей прогнозування попиту тепlopостачання, зазвичай обмежуються їх застосуванням до конкретної будівлі [7], а загальні моделі здебільшого застосовуються для прогнозування з низькою часовою роздільною здатністю впродовж тижня або місяця [8].

Багатоетапна модель, заснована на керованому навчанні кластеризації та багатофакторній регресії дозволяє охарактеризувати короткостроковий та середньостроковий прогноз теплового навантаження для різних будівель на основі даних погоду та календарної інформації. При цьому формуються залежності між різними змінними та виконується ідентифікація параметрів для відповідних підмножин значень. Поведінка користувача та її вплив на попит на опалення корелюють із часовими або календарними змінними в «розумних» будівлях та приміщеннях. Цей ефект, хоч і з різними коефіцієнтами кореляції, також можна відтворити для житлових та інших типів будівель.

Література

1. Perez-Lombard Luis, Ortiz Jos e, Pout Christine. A review on buildings energy consumption information. *Energy Build* 2008;40(Issue 3):394e8. <https://doi.org/10.1016/j.enbuild.2007.03.007>. ISSN 0378-7788.
2. Directive (EU) 2018/844 of the European Parliament and of the Council of 30 May 2018 amending Directive 2010/31/EU on the energy performance of buildings and Directive 2012/27/EU on energy efficiency.
3. Werner Sven. International review of district heating and cooling. *Energy* 2017;137:617e31. <https://doi.org/10.1016/j.energy.2017.04.045>. ISSN 03605442.
4. Gjoka, Kristian, Behzad Rismanchi, and Robert H. Crawford. "Fifth-generation district heating and cooling: Opportunities and implementation challenges in a mild climate." *Energy* 286 (2024): 129525.
5. Directive (EU) 2018/844 of the European Parliament and of the Council of 30 May 2018 amending Directive 2010/31/EU on the energy performance of buildings and Directive 2012/27/EU on energy efficiency.
6. Cholewa Tomasz, Siuta-Olcha Alicja, Smolarz Andrzej, Muryjas Piotr, Wolszczak Piotr, Guz Łukasz, Constantinos A. Balaras, on the short term forecasting of heat power for heating of building. *J Clean Prod* 2021;307: 127232. <https://doi.org/10.1016/j.jclepro.2021.127232>. ISSN 0959-6526.
7. Ciulla G, D'Amico A. Building energy performance forecasting: a multiple linear regression approach. *Appl Energy* 2019;253:113500. <https://doi.org/10.1016/j.apenergy.2019.113500>. ISSN 0306-2619.
8. Catalina Tiberiu, Joseph Virgone, Blanco Eric. Development and validation of regression models to predict monthly heating demand for residential buildings. *Energy Build* 2008;40(Issue 10):1825e32. <https://doi.org/10.1016/j.enbuild.2008.04.001>. ISSN 0378-7788.