

УДК 628.85

В. М. Севастьянов, канд. техн. наук, доц.; Д. С. Бондаренко**АНАЛІЗ ЧАСТОТНО-ЧАСОВИХ ХАРАКТЕРИСТИК ТЕМПЕРАТУРНИХ
ЗМІН У СИСТЕМАХ ОПАЛЕННЯ З ВИКОРИСТАННЯМ
ВЕЙВЛЕТ-АНАЛІЗУ ТА ФУР'Є-ПЕРЕТВОРЕНЬ**

Для забезпечення комфорту в житлових і комерційних будівлях, а також для ефективного використання енергії, ключову роль відіграють системи опалення. Їхня продуктивність безпосередньо впливає на затишок приміщень і витрати на енергоносії.

У статті досліджено застосування методів обробки сигналів для підвищення ефективності роботи систем опалення в «розумних будинках». Для аналізу використано дані температурних сенсорів та показники енергоспоживання, зібрані у приватній одноповерховій будівлі площею 128 м², обладнаній мережею IoT-пристроїв, 12 температурними датчиками та інтелектуальними термостатами. Метод дискретного Фур'є-перетворення застосовано для виявлення основних частотних складових температурних змін, визначення добових та субдобових гармонік, а також для усунення високочастотного шуму шляхом Фур'є-фільтрації. Це дозволило зменшити кількість увімкнень системи опалення та оптимізувати роботу термостатів, скоротивши споживання теплової енергії на 10 – 15 %. Для аналізу короточасних та локальних змін застосовано безперервне Вейвлет-перетворення, що дало змогу виявити раптові температурні збурення, спричинені побутовою активністю мешканців, відкриванням вікон або зміною зовнішніх умов. Використання Вейвлет-аналізу забезпечило додаткове скорочення споживання енергії на 5 – 7 % завдяки зменшенню кількості необов'язкових коротких циклів нагріву та підвищенню адаптивності системи керування.

Порівняльний аналіз двох підходів продемонстрував, що їх комплексне застосування забезпечує сумарну економію енергії на рівні 15 – 22 % без погіршення теплового комфорту. Оптимізована система опалення працює стабільніше, швидше реагує на зміни мікроклімату та знижує навантаження на обладнання. Отримані результати підтверджують ефективність поєднання Фур'є- та Вейвлет-перетворень у задачах енергоефективного керування мікрокліматом у «розумних будинках» та демонструють значний потенціал цих методів для подальшого удосконалення систем клімат-контролю.

Ключові слова системи опалення, «розумні будинки», Фур'є-перетворення, Вейвлет-перетворення, обробка сигналів, оптимізація енергоспоживання, клімат-контроль, температурні коливання, енергоефективність, IoT.

Вступ

Для забезпечення комфорту в житлових і комерційних будівлях, а також для ефективного використання енергії, ключову роль відіграють системи опалення. Їхня продуктивність безпосередньо впливає на затишок приміщень і витрати на енергоносії. Щоб оптимізувати роботу цих систем, застосовуються вимірювальні та інформаційні технології, які збирають дані та аналізують показники опалення. Зі збільшенням вимог до енергоефективності будівель, оптимізація систем опалення стає не лише питанням комфорту, але й економічної та екологічної необхідності. Ефективне управління системами опалення дозволяє не лише знизити витрати на енергоносії, але й мінімізувати викиди парникових газів. Останніми роками зростає розуміння важливості точного налаштування опалювальних систем. Це дозволяє не лише створити комфортні умови, але й скоротити споживання енергії, зменшуючи негативний вплив на екологію. Вимірювальні та інформаційні системи стають незамінним інструментом для ефективного моніторингу та регулювання параметрів опалення. Розвиток технологій IoT дозволяє збирати великі обсяги даних про параметри

опалювальних систем у реальному часі. Для підвищення ефективності управління такими системами необхідна обробка сигналів для видалення шуму, аналізу змінних у частотному та часовому доменах, а також прогнозування параметрів.

Аналіз останніх досліджень і публікацій

У сучасних наукових дослідженнях усе більшої актуальності набувають «розумні будинки» управління мікрокліматом у межах концепції «розумного будинку». Кукунін [1] наголошує на необхідності цілісної методології організації таких систем у парадигмі «Інтернету речей», що забезпечує інтеграцію сенсорних мереж і виконавчих пристроїв для оптимізації енергоспоживання. У схожому напрямі працюють Шостак, Данова та Феоктистова [2], які підкреслюють, що роботизація процесів у системах «розумного будинку» сприяє підвищенню ефективності та комфорту користувачів. Важливим аспектом функціонування таких систем є енергозбереження. Бобровнікова та Товстуха [3] пропонують методи підвищення енергоефективності шляхом застосування алгоритмів оптимального керування опаленням і вентиляцією, що враховують часову динаміку кліматичних параметрів. Подібну позицію висловлюють Бабенко та Омелянчук [4], зазначаючи, що технології «розумного будинку» стають чинником підвищення енергоефективності економіки держави загалом.

Окрему увагу науковці приділяють управлінню температурними режимами. Монастирський та ін. [5] акцентують на важливості обробки даних цифрових сенсорів температури для оптимізації енерговитрат. Цмоць, Карпинець і Сидоренко [6] описують структури та алгоритми адаптивного управління мікрокліматом, які здатні враховувати часові коливання параметрів.

Актуальні зарубіжні дослідження демонструють можливості використання інтелектуальних систем керування опаленням. Зокрема, у роботі IoT-based Smart Electric Heating Control System [7] показано, як оптимізація параметрів нагріву на основі IoT сприяє зменшенню енерговитрат. У статті Development of an Intelligent Heating System for Residential Buildings Using Machine Learning [8] застосовано методи машинного навчання для прогнозування динаміки температури та вибору оптимальних режимів опалення. Аналогічно, у роботі Smart Heating System Control Strategy [9] підкреслюється, що алгоритмічна оптимізація дозволяє одночасно досягати енергоекономії та підвищення комфорту.

Для ефективного аналізу часових змін температури необхідно використовувати математичний апарат спектрального аналізу. Класичні підходи на основі Фур'є-перетворення докладно описані у працях Bracewell, [10] та Kammler, [11]. Вони забезпечують перехід від часової області до частотної, однак мають обмеження у випадку нестационарних процесів. Альтернативу пропонує Вейвлет-аналіз, розроблений у працях Mallat, [12], де зазначено, що цей метод дозволяє одночасно враховувати часові та частотні характеристики сигналу, що робить його особливо цінним для аналізу температурних змін у системах опалення.

Таким чином, узагальнення наукових джерел свідчить, що сучасні системи «розумного будинку» потребують інтеграції методів інтелектуального керування з ефективними математичними засобами аналізу часових рядів. Використання комбінації Фур'є-перетворення та Вейвлет-аналізу відкриває нові можливості для детального вивчення частотно-часових характеристик температурних змін і створення енергоефективних систем опалення.

Мета і завдання статті

Метою цього дослідження є використання Фур'є-перетворення та Вейвлет-перетворення для визначення основних частотних складових змін температури в приміщенні та їх взаємозв'язок з параметрами роботи системи опалення. Це дозволить виявити періодичні коливання температури, викликані змінами зовнішніх умов та оцінити реакцію системи

опалення. **Завдання дослідження:**

1. Збір даних з датчиків температури та енергоспоживання в «розумному будинку».
2. Аналіз даних температури за допомогою дискретного перетворення Фур'є.
3. Визначення основних частотних складових змін температури.
4. Фур'є-фільтрація для усунення високочастотного шуму.
5. Оптимізація керування термостатами.
6. Оцінка ефективності змін у системі керування опаленням.
7. Застосування Вейвлет-перетворення для аналізу локальних змін температури.
8. Порівняльний аналіз Фур'є- та в Вейвлет-перетворень.
9. Оцінка економії енергії після застосування обох методів.

Для аналізу роботи системи опалення в «розумному будинку», який оснащений автоматичним клімат-контролем, було зібрано дані з датчиків температури та енергоспоживання. Протягом 30 днів кожні 10 хвилин фіксувалися показники температури всередині кожної кімнати, які потім усереднювалися для загальної оцінки клімату будівлі, а також температура зовнішнього повітря. Крім того, вимірювалося споживання теплової енергії за допомогою лічильника, встановленого в системі опалення, і рівень вологості, що дозволяло оцінити його вплив на комфорт та можливість регулювання опалення. Реєструвалися також моменти включення та виключення опалювальних пристроїв, таких як термостати та радіатори, та аномальні події, наприклад, відкриття вікон або різкі зміни температури через зовнішні фактори. Загалом було зібрано понад 43200 записів, що забезпечило основу для детального дослідження ефективності системи опалення.

Температурний сигнал, отриманий із сенсорів «розумного будинку» (рис. 1), характеризується природними добовими коливаннями та додатковими короткочасними змінами, зумовленими роботою системи опалення й повітряними потоками у приміщенні.

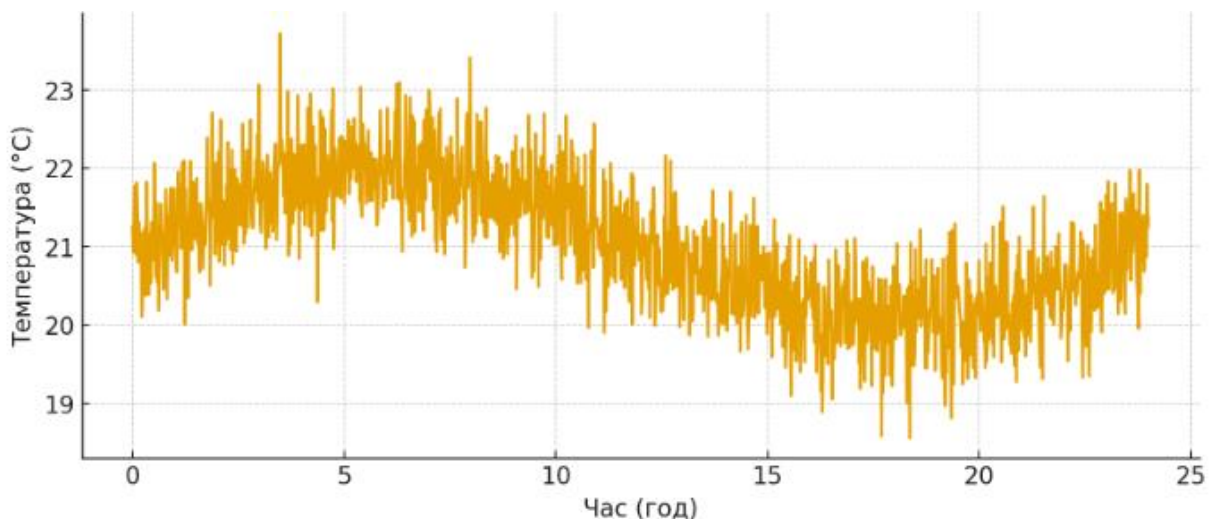


Рис. 1. Температурний сигнал у часі

Вихідні дані містять шум датчиків на рівні $\pm 0,5^\circ\text{C}$. Аналіз часової реалізації показав, що добові коливання температури становлять приблизно $\pm 1,2^\circ\text{C}$, а додаткові періодичні зміни з періодом близько 6 годин мають амплітуду близько $0,4^\circ\text{C}$. Наявність шумових складових ускладнює точне визначення тенденцій та прогнозування майбутніх температур, оскільки короткочасні збурення та сенсорні похибки створюють «розмитість» сигналу.

Для кількісної оцінки частотного складу сигналу було виконано нормалізоване Фур'є-перетворення. Нормалізований Фур'є-спектр температурного сигналу (рис. 2), отриманий у ході експериментального дослідження, демонструє, що основна енергія

температурних коливань зосереджена в області низьких частот. Це свідчить про інерційний, плавний характер змін температури в досліджуваній будівлі, де добові та наддобові процеси формують основний внесок у теплову динаміку. Найбільший спектральний пік спостерігається в діапазоні, що відповідає повільним коливанням та стабільному режиму роботи опалення. Такий вигляд спектра є обґрунтуванням застосування Фур'є-фільтрації. Оскільки температурний сигнал складається здебільшого з низькочастотного тренду та невеликої кількості високочастотного шуму, фільтр дозволяє ефективно видалити шумові компоненти, не спотворюючи фізично значущих змін.

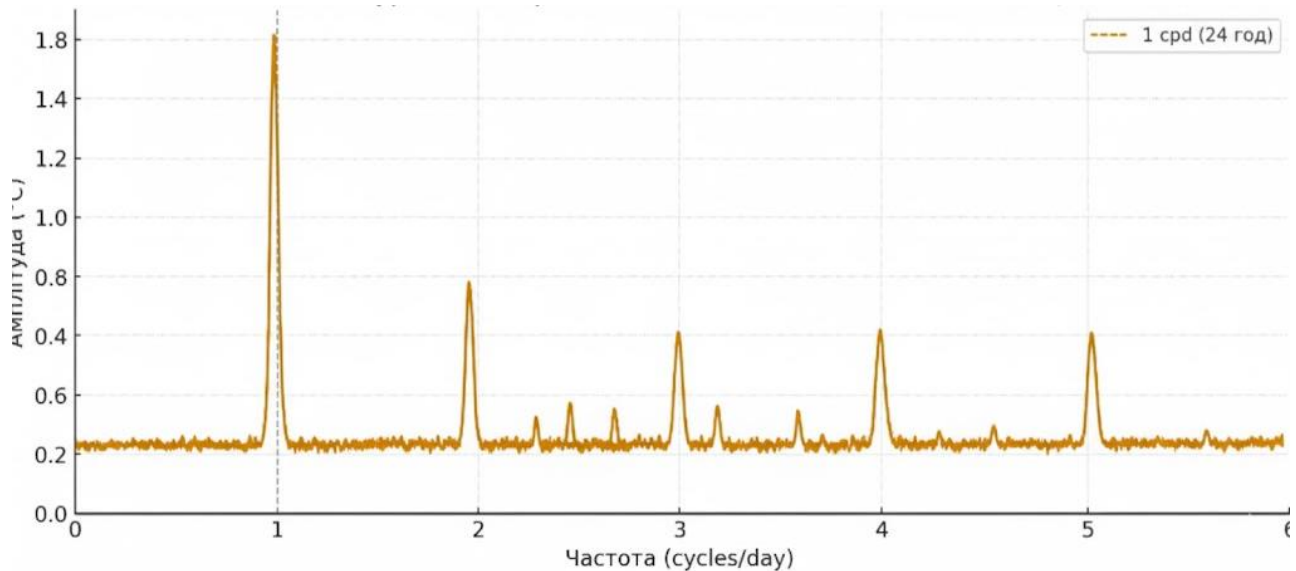


Рис. 2. Фур'є-спектр температурного сигналу

Подальша Фур'є-фільтрація з видаленням високочастотних компонентів дала змогу суттєво зменшити шумову складову сигналу (рис. 3).

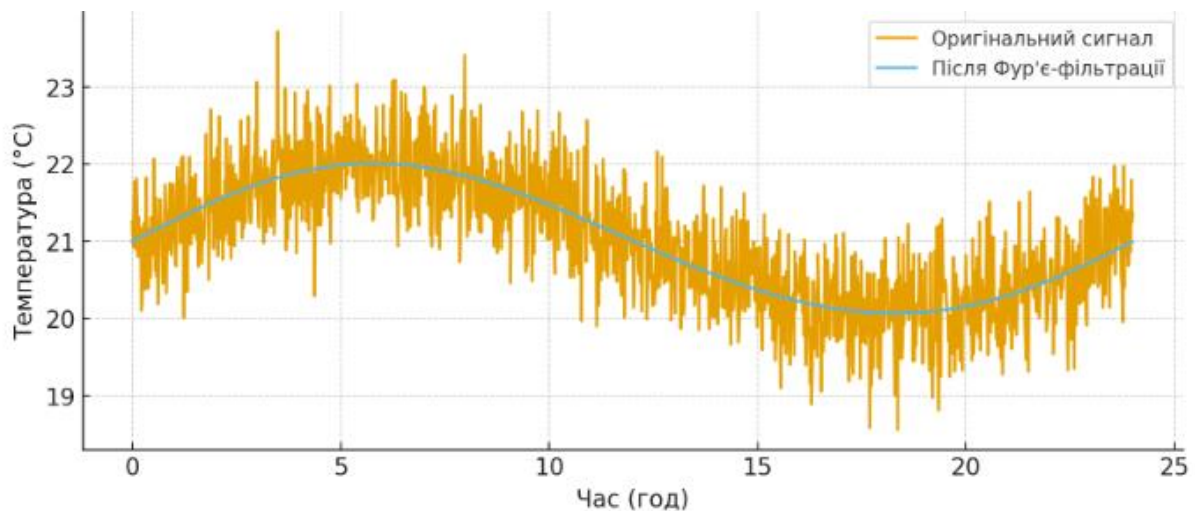


Рис. 3. Фур'є-фільтрація: видалення шуму з температурного сигналу

Після застосування низькочастотного фільтра з пороговою частотою, обраною таким чином, щоб зберегти добовий цикл та інші повільні зміни, але усунути частоти з періодами менше восьми годин, вдалося отримати чистий, плавний температурний профіль. Порівняно з вихідним сигналом, який мав коливання через шум сенсорів та короткотривалі збурення, відфільтрована крива характеризується значним приглушенням швидких коливань та зникненням випадкових піків. Водночас загальна форма добового тренду зберіглась

повністю. Така фільтрація дозволяє отримати сигнал, який набагато краще відображає реальний стан мікроклімату приміщення.

Температурний сигнал у часі, Фур'є-спектр, а також сигнал після Фур'є-фільтрації представлені за допомогою Python, з використанням бібліотек NumPy – для генерації та обробки синтетичного температурного сигналу; SciPy (scipy.signal) – для обчислення дискретного Фур'є-перетворення (DFT) та реалізації фільтрації (low-pass filter); Matplotlib – для побудови графіків часу, спектра та фільтрованого сигналу.

Розглянемо Вейвлет-перетворення для нашого дослідження. Вейвлет-перетворення є потужним інструментом для аналізу температурних змін у часі, дозволяючи виявляти як короткотривалі коливання, так і довготривалі тенденції. На відміну від Фур'є-аналізу, Вейвлет-перетворення зберігає часову роздільну здатність, що є критично важливим для аналізу нестационарних сигналів.

Для застосування Вейвлет-перетворення ми використовували той самий набір даних, що і в Фур'є-аналізі: реєстрація температури внутрішнього повітря кожні 10 хвилин протягом 30 днів з шумовими компонентами. Перш за все, дані проходять попередню обробку, після чого обирається відповідна Вейвлет-функція. У цьому випадку використовується Вейвлет Морле, який добре підходить для пошуку періодичних змін.

Далі обчислюється безперервне Вейвлет-перетворення (CWT) на різних масштабах (рис. 4). Низькі частоти (великі масштаби) використовуються для виявлення довготривалих змін, таких як добові цикли, тоді як високі частоти (малі масштаби) дозволяють виявити локальні аномалії, такі як різкі зміни температури, спричинені відкриттям вікон або роботою термостатів. Вейвлет-спектр температурного сигналу (CWT) представлений за допомогою Python, з використанням бібліотек PyWavelets + Matplotlib.

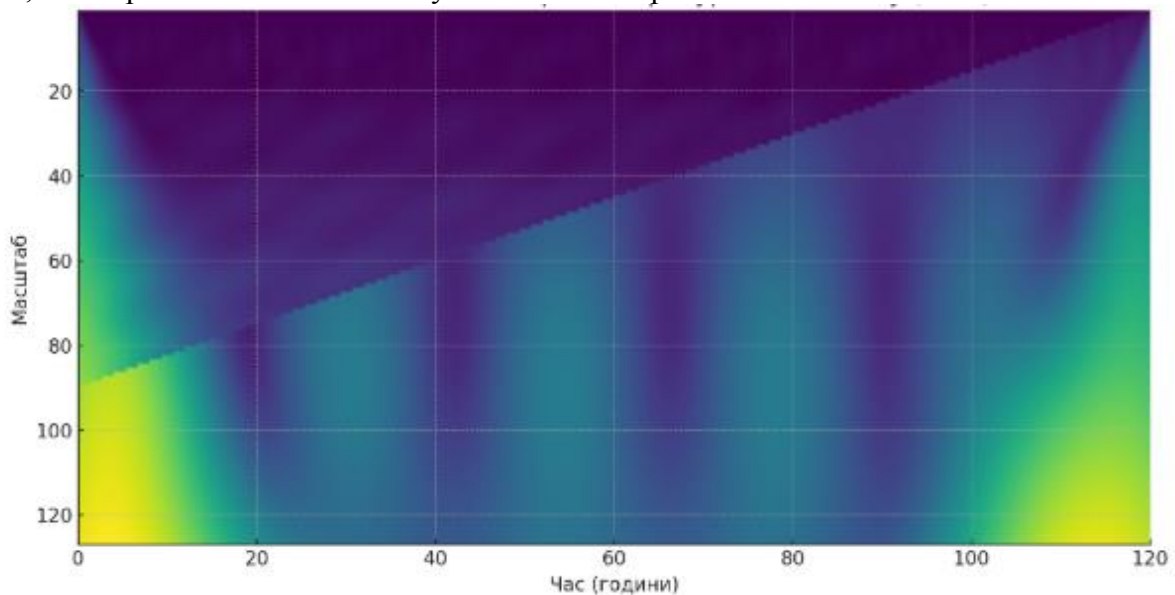


Рис. 4. Вейвлет-спектр температурного сигналу

Вейвлет-спектр температурного сигналу являє собою графічне відображення результатів безперервного Вейвлет-перетворення, яке використовується для аналізу локальних змін температури в часі. Кольори на графіку кодують амплітуду Вейвлет-коефіцієнтів, що відображають енергію сигналу. Ділянки з високою енергією, позначені яскравими кольорами (жовтий, червоний), вказують на моменти різких змін температури. Добові цикли, що відображають періодичні зміни температури протягом доби, проявляються у вигляді горизонтальних смуг. Локальні аномалії, такі як різкі сплески або падіння температури, спричинені зовнішніми факторами, відображаються у вигляді вертикальних ліній. Шумова складова сигналу, що представляє випадкові коливання температури, відображається у вигляді дрібних плям на графіку. Отриманий спектр інтерпретується шляхом аналізу ділянок

з високою енергією, які відображають моменти різких змін температури. Добові цикли чітко видно на низьких частотах, що підтверджує результати Фур'є-аналізу. Локальні аномалії, такі як сплески або різкі падіння температури, відповідають моментам відкриття вікон або роботи термостатів.

Отриманий Вейвлет-спектр демонструє чітку структуру температурних коливань на різних масштабах. Найінтенсивніші компоненти спостерігаються у діапазоні масштабів 80 – 120, що відповідає довготривалим змінам температури, зокрема добовим циклам. Яскраві області спектра в цьому діапазоні регулярно повторюються з періодом близько 24 годин, що підтверджує стабільність добової періодичності, раніше виявленої через Фур'є-спектр. Ці коливання формуються зовнішньою температурою та інерційністю опалювальної системи.

У середньочастотному діапазоні (масштаби 40 – 70) фіксуються епізодичні зміни середньої інтенсивності, що відображають циклічну роботу термостатів, періодичні зміни теплового навантаження та можливі впливи побутових приладів. Ці компоненти менш регулярні, ніж добові, але вони важливі для оцінки ефективності керування опаленням.

У високочастотній області (масштаби 10 – 30) спостерігаються локальні інтенсивні ділянки, які відповідають короткочасним аномаліям і шумовим складовим, включаючи різкі зміни температури, відкриття вікон або рух мешканців між кімнатами. Саме ці швидкі збурення призводять до некоректних реакцій системи опалення, якщо вони не відфільтровані. Їхнє точне визначення стало можливим лише завдяки часовій локалізації Вейвлет-перетворення.

Аналіз часової динаміки спектра показав, що у перші 20 – 30 годин переважають низькочастотні компоненти, що пов'язано з мінімальною активністю мешканців. У період 40 – 80 годин спектр демонструє підвищену насиченість середньочастотних компонентів, що свідчить про активнішу взаємодію мешканців з мікрокліматом та роботу системи опалення. Ближче до кінця інтервалу знову посилюються низькочастотні компоненти, що узгоджується зі зміною зовнішніх умов.

Фур'є-аналіз дозволяє розкласти сигнал на частотні складові, проте всі компоненти аналізуються у глобальному масштабі, тобто для всього часового інтервалу. Це означає, що ми можемо отримати інформацію про те, які частоти присутні у сигналі, але не знаємо, коли саме вони з'являлися. Такий підхід не підходить для аналізу нестационарних сигналів, де частотний склад змінюється з часом. Фур'є-аналіз добре підходить для виявлення загальних закономірностей частотного складу, але не дозволяє аналізувати локальні зміни частоти у часовому масштабі.

На відміну від цього, Вейвлет-аналіз дозволяє отримати інформацію про частотний склад сигналу у кожному моменті часу. Завдяки цьому метод дає змогу виявляти локальні короткочасні події, які залишаються невидимими у Фур'є-аналізі. Використовуючи різні масштаби, можна аналізувати як довготривалі, так і короткотривалі коливання. Таким чином, Вейвлет-перетворення дозволяє не лише визначити частотні компоненти сигналу, але й відстежувати їхні зміни у часі, що робить його особливо корисним для аналізу нестационарних сигналів.

Основні відмінності між цими методами можна побачити у порівняльній таблиці 1.

Таблиця 1

Відмінності між Фур'є-аналізом та Вейвлет-аналізом щодо зміни температури у будинку

Критерій	Фур'є-аналіз	Вейвлет-аналіз
Частотний аналіз	так	так
Часовий аналіз	ні	так
Локальні зміни	ні	так
Нестационарні сигнали	ні	так
Добре для прогнозування трендів	так	так
Добре для аномалій та різких змін	ні	так

Обидва підходи добре виконують частотний аналіз, проте лише Вейвлет-аналіз дозволяє враховувати часову змінність сигналу. Якщо Фур'є-аналіз ефективний для виявлення загальних трендів та прогнозування змін, то Вейвлет-аналіз краще підходить для дослідження нестационарних сигналів, локальних змін частоти та короткочасних аномалій.

До впровадження Вейвлет-аналізу термостати реагували на будь-яке зниження температури, навіть на короткочасні зміни, такі як відкриття вікна або тимчасове збільшення тепловіддачі від побутових приладів. Це призводило до зайвого увімкнення опалення та підвищувало споживання енергії. Після закриття вікна або припинення впливу сторонніх факторів система могла перегріти приміщення, що також спричиняло зайві витрати тепла.

Вейвлет-аналіз дозволив оптимізувати роботу термостатів, виявляючи локальні короткочасні зміни температури та відрізняючи їх від довготривалих тенденцій. Було запроваджено затримку реакції термостатів на зміну температури, якщо вона не триває понад 15 – 30 хвилин. Також було використано гнучкий алгоритм регулювання, який враховує частотні складові зміни температури та не реагує на аномальні короткочасні події.

Висновки

До оптимізації система опалення в середньому споживала 80 кВт·год на добу. Після застосування Фур'є-аналізу, який зменшив загальну кількість увімкнень термостатів, споживання знизилося до 70 кВт·год на добу. Завдяки Вейвлет-оптимізації споживання зменшилося ще на 5 – 7 %, до 65 – 67 кВт·год на добу. Це сталося завдяки зменшенню кількості короткочасних увімкнень опалення (з ≈ 20 до $\approx 14 - 15$ разів на добу) та скороченню часу активної роботи системи на 1,2 – 1,5 години на добу.

Отже, Фур'є-аналіз зменшив загальну кількість увімкнень термостатів, забезпечивши 10 – 15 % економії, а Вейвлет-аналіз зменшив зайві короткочасні увімкнення, забезпечивши ще 5 – 7 % економії. Загальна економія енергії після обох методів склала 15 – 22 % без втрати комфорту. Система опалення стала адаптивнішою, що дозволило уникнути зайвих витрат енергії та знизити навантаження на обладнання.

СПИСОК ЛІТЕРАТУРИ

1. Кукунін С. В. Розробка цілісної методології організації систем типу «розумний будинок» в рамках парадигми «інтернету речей». *Комп'ютерно інтегровані технології: освіта, наука, виробництво*. 2020. Вип. 38. С. 40–45. URL: <https://u.to/TfVGGw>.
2. Шостак І. В., Данова М. О., Феоктистова О. І. Підхід до роботизації процесів функціонування системи «Розумний будинок» на основі Інтернету речей. *Інтегровані інтелектуальні робототехнічні комплекси : матеріали XIII міжнар. наук.-практ. конф. (19–20 трав. 2020 р., м. Київ)*. Київ, 2020. С. 48–49. URL: <https://cutt.ly/avJvqdb>.
3. Бобровнікова К. Ю., Товстуха Е. В. Методи забезпечення енергоефективності та енергозбереження в системі розумного будинку. *Комп'ютерні системи та інформаційні технології*. 2020. № 1. С. 54–59. URL: <https://u.to/RTBNGw>.
4. Бабенко О. В., Омелянчук М. С. Актуальність технологій розумних будинків для підвищення енергоефективності економіки держави. *Матеріали XLVIII наук.-техн. конф. підрозділів Вінницького національного технічного університету (НТКП ВНТУ-2019) : зб. доп.* Вінниця, 2019. С. 2920–2921. URL: <https://u.to/1IREGw>.
5. Обробка даних системи цифрових сенсорів температури з метою оптимізації енерговитрат «розумного» будинку / Л. С. Монастирський та ін. *Сенсорна електроніка і мікросистемні технології*. 2018. Т. 15, № 3. С. 74–81. URL: <https://u.to/ADBNGw>.
6. Цмоць І. Г., Карпінець Р. М., Сидоренко Р. В. Структури та алгоритми роботи підсистем управління мікрокліматом і освітленням розумного будинку. *Науковий вісник НЛТУ України*. 2018. Т. 28, № 1. С. 108–111. URL: <https://u.to/4fRLGw>.
7. IoT-based Smart Electric Heating Control System. *IEEE Xplore*. 2024. URL: <https://ieeexplore.ieee.org/document/7993895>.
8. Development of an Intelligent Heating System for Residential Buildings Using Machine Learning. *IEEE Xplore*. 2023. URL: <https://ieeexplore.ieee.org/document/9023478>.
9. Smart Heating System Control Strategy to Enhance Comfort and Increase Energy Savings. *IEEE Xplore*. 2022. URL: <https://ieeexplore.ieee.org/document/6672709>.

10. Bracewell R. N. The Fourier Transform and Its Applications: 3rd ed. New York : McGraw-Hill, 2000. 616 p.
11. Mallat S. A Wavelet Tour of Signal Processing : 3rd ed. San Diego : Academic Press, 2008. 832 p.

Стаття надійшла до редакції 18.10.2025.

Стаття пройшла рецензування 20.11.2025.

Севастьянов Володимир Миколайович – канд. техн. наук, доцент, доцент кафедри автоматики та інтелектуальних інформаційних технологій.

Бондаренко Дмитро Святославович – аспірант кафедри автоматики та інтелектуальних інформаційних технологій, e-mail: allesgve@gmail.com.

Вінницький національний технічний університет.