

МІНІСТЕРСТВО ОСВІТИ І НАУКИ УКРАЇНИ
ДОНЕЦЬКИЙ НАЦІОНАЛЬНИЙ УНІВЕРСИТЕТ ІМЕНІ ВАСИЛЯ СТУСА

РОСОЛИК ДМИТРО АНАТОЛІЙОВИЧ

Допускається до захисту:
В.о. завідувача кафедри
прикладної математики та
кібербезпеки, доктор
філософії з математики
_____ Луценко А. В.
«__» _____ 20__ р.

**ВИЯВЛЕННЯ МАРКЕРІВ СТАБІЛЬНОСТІ ПРОЦЕСІВ У
КІБЕРФІЗИЧНИХ СИСТЕМАХ НА ОСНОВІ МЕТОДУ ДИСПЕРСІЇ
АЛЛАНА**

Спеціальність 105 Прикладна фізика та наноматеріали

Кваліфікаційна (магістерська) робота

Науковий керівник:
В.Г. Крижановський,
д-р. техн. наук, професор,
професор кафедри прикладної
математики та кібербезпеки

(підпис)

Оцінка : _____ / _____ / _____

(бали/за шкалою ЄКТС/за національною шкалою)

Голова ЕК: _____
(підпис)

Вінниця – 2024

АНОТАЦІЯ

Росолик Д.А. Виявлення маркерів стабільності процесів у кіберфізичних системах на основі методу дисперсії Аллана. Спеціальність 105 «Прикладна фізика та наноматеріали», Освітня програма «Технології інтернету речей». Донецький національний університет імені Василя Стуса, Вінниця, 2024.

Кваліфікаційна робота присвячена дослідженню стабільності процесів у кіберфізичних системах з використанням сучасних математичних методів. У роботі виявлено маркери стабільності, розроблено систему моніторингу на базі мікроконтролера ESP8266 із використанням сенсорів BMP280. Встановлено залежності між стабільністю процесів, що дозволяє прогнозувати відмови.

Ключові слова: стабільність, кіберфізичні системи, дисперсія Аллана, температурний сенсор, моніторинг.

71 с., 8 табл., 26 рис., 1 дод., 41 джерело.

Rosolyk D. Identification of Markers of Stability of Processes in Cyber-Physical Systems Based on Allan's Method of Dispersion. Specialty 105 "Applied Physics and Nanomaterials", Educational Program "Internet of Things Technologies". Vasyl' Stus Donetsk National University, Vinnytsia, 2024.

The qualification thesis is devoted to the study of the stability of processes in cyber-physical systems using modern mathematical methods. The work identified markers of stability, and developed a monitoring system based on the ESP8266 microcontroller using BMP280 sensors. Dependencies between the stability of processes have been established, which allows predicting failures.

Keywords: stability, cyber-physical systems, Allan variance, temperature sensor, monitoring.

71 pp., 8 tables, 26 figures, 41 sources.

ЗМІСТ

ВСТУП	4
РОЗДІЛ 1 ТЕОРЕТИЧНІ ОСНОВИ ДОСЛІДЖЕННЯ СТАБІЛЬНОСТІ В КІБЕРФІЗИЧНИХ СИСТЕМАХ.....	6
1.1 Кіберфізичні системи: принципи та особливості застосування в моніторингових системах.....	6
1.2 Аналіз методів оцінки стабільності процесів	9
1.2.1 Структурні функції Колмогорова та їх використання	12
1.3 Метод дисперсії Аллана: принципи та особливості застосування	14
1.4 Огляд існуючих систем моніторингу кліматичного обладнання.....	20
1.5 Специфіка роботи температурних сенсорів у системах клімат-контролю	25
1.6 Висновки до розділу 1	28
РОЗДІЛ 2 РОЗРОБКА МЕТОДИКИ ВИЯВЛЕННЯ МАРКЕРІВ СТАБІЛЬНОСТІ	29
2.1 Архітектура системи моніторингу	29
2.2 Реалізація системи збору даних.....	35
2.3 Алгоритм аналізу даних на основі статистичних методів.....	38
2.4 Висновки до розділу 2	41
РОЗДІЛ 3 ЕКСПЕРИМЕНТАЛЬНЕ ДОСЛІДЖЕННЯ ТА АНАЛІЗ РЕЗУЛЬТАТІВ.....	42
3.1 Методологія експериментального дослідження	42
3.2 Розрахунки методів для стабільності роботи температурного сенсора .	44
3.3 Аналіз характеристик шумів температурного сенсора	48
3.4 Результати експериментів та їх аналіз	51
3.5 Алгоритм прогнозування відмов обладнання	54
3.6 Висновки до розділу 3	57
ВИСНОВКИ.....	58
СПИСОК ВИКОРИСТАНИХ ДЖЕРЕЛ	59
ДОДАТОК А.....	64

ВСТУП

В умовах стрімкого розвитку промислової автоматизації та цифрової трансформації виробництва, кіберфізичні системи (КФС) стають ключовим елементом сучасної інфраструктури [1]. Особливої актуальності набуває забезпечення надійності та стабільності роботи таких систем, зокрема в контексті контролю кліматичних параметрів у виробничих приміщеннях. Своєчасне виявлення потенційних відмов обладнання та прогнозування збоїв у роботі сенсорних механізмів є критично важливим для підтримки безперервності виробничих процесів [5].

Сучасні системи клімат-контролю, що базуються на принципах КФС, генерують значні обсяги даних, які потребують ефективних методів аналізу для виявлення аномалій та прогнозування можливих відмов [3]. Метод дисперсії Аллана, який традиційно використовується для аналізу стабільності частотних стандартів, демонструє значний потенціал у контексті оцінки стабільності роботи сенсорів температури та інших параметрів мікроклімату [9].

Мета дослідження полягає у розробці методики виявлення маркерів стабільності процесів у кіберфізичних системах на основі методу дисперсії Аллана для прогнозування відмов обладнання клімат-контролю.

Для досягнення поставленої мети необхідно вирішити наступні задачі:

- Проаналізувати особливості застосування методу дисперсії Аллана для оцінки стабільності процесів у КФС.
- Розробити архітектуру системи моніторингу та реалізувати механізм збору даних з температурних сенсорів.
- Провести експериментальне дослідження розробленої методики та оцінити її ефективність.
- Створити структурну схему алгоритму прогнозування відмов характеристик датчика на основі аналізу маркерів стабільності.

Об'єкт дослідження – процеси забезпечення стабільності роботи кіберфізичних систем клімат-контролю.

Предмет дослідження – методи та засоби виявлення маркерів стабільності процесів у кіберфізичних системах на основі аналізу даних температурних сенсорів.

Методи дослідження базуються на теорії кіберфізичних систем, методах статистичного аналізу часових рядів, теорії дисперсії Аллана та сучасних підходах до прогнозування часових рядів.

Наукова новизна роботи полягає в розробці підходу до виявлення маркерів стабільності процесів на основі комбінації статистичних методів та дисперсії Аллана. Також в створенні методики прогнозування відмов обладнання, що враховує специфіку роботи систем клімат-контролю.

Результати дослідження можуть бути використані для підвищення надійності роботи промислових систем клімат-контролю та зменшення ризиків виникнення аварійних ситуацій.

РОЗДІЛ 1

ТЕОРЕТИЧНІ ОСНОВИ ДОСЛІДЖЕННЯ СТАБІЛЬНОСТІ В КІБЕРФІЗИЧНИХ СИСТЕМАХ

1.1 Кіберфізичні системи: принципи та особливості застосування в моніторингових системах

Кіберфізичні системи (КФС) представляють собою інтегровані інтелектуальні системи, що поєднують мережі фізичних та обчислювальних компонентів [1]. В системах моніторингу та контролю, КФС забезпечують безперервний збір, аналіз та обробку даних для підтримки прийняття рішень та автоматизованого управління. Актуальним є застосування КФС у системах клімат-контролю, де потрібен постійний моніторинг температури та вологості для забезпечення оптимальних умов експлуатації обладнання.

Сучасні КФС базуються на багаторівневій архітектурі, що включає фізичні та кібернетичні компоненти [2]. На фізичному рівні розміщуються датчики, актуатори та виконавчі механізми, що безпосередньо взаємодіють з об'єктом моніторингу, а кібернетичний рівень забезпечує обробку даних, прийняття рішень та керування системою в цілому.

Основні складові кіберфізичних систем включають [1, 2]:

- Фізичні об'єкти: реальні об'єкти або процеси, такі як машини, пристрої, енергетичні системи, системи клімат-контролю, транспортні мережі, медичні пристрої, виконавчі механізми тощо.
- Системи збору даних: засоби вимірювання, IoT-пристрої (Internet of Things), системи первинної обробки даних, протоколи передачі даних (MQTT), які забезпечують збір інформації з фізичних об'єктів.
- Мережеві та інформаційні системи: комунікаційні мережі, хмарні сервіси, системи зберігання даних та передачі інформації.
- Обчислювальна техніка та алгоритми: комп'ютери, вбудовані системи аналізу даних, програмне забезпечення для обробки даних, аналізу та управління.

Узагальнену структуру кіберфізичної системи для задач моніторингу наведено на рис. 1.1 [1].



Рис. 1.1. Узагальнена структура кіберфізичної системи моніторингу

На рисунку 1.1 представлено основні компоненти КФС та їх взаємозв'язки. Центральним елементом є підсистема збору та обробки даних, яка взаємодіє з об'єктом дослідження через сенсорні мережі. Важливу роль відіграють компоненти захисту інформації та управління об'єктом, що забезпечують надійну та безпечну роботу системи. Кінцевим споживачем інформації виступає користувач, який отримує оброблені дані через захищені канали зв'язку.

Ключовою характеристикою КФС, особливо важливою для систем моніторингу кліматичного обладнання, є стабільність [5]. У контексті систем клімат-контролю стабільність визначається як здатність системи підтримувати задані параметри температури та вологості в допустимих межах, а також забезпечувати надійну роботу сенсорного обладнання [9]. Для оцінки стабільності таких систем застосовуються спеціалізовані методи, зокрема дисперсія Аллана, що дозволяє виявляти відхилення в роботі сенсорів та прогнозувати можливі відмови обладнання [8].

Також важливим аспектом функціонування КФС є забезпечення захищеного обміну інформацією. Це включає забезпечення конфіденційності та цілісності даних, технічний та криптографічний захист, а також управління доступом до компонентів системи [3]. В системах клімат-контролю це особливо важливо для запобігання постороннього втручання в роботу обладнання та захисту критичних даних моніторингу.

Застосування методів оцінки стабільності, таких як дисперсія Аллана, структурні функції Колмогорова, дисперсія Аддамара, які дозволяють здійснити прогнозування відмов сенсора на основі аналізу часових рядів та вчасно виявляти потенційні проблеми в роботі обладнання, запобігаючи критичним відмовам системи. Особливо важливим є контроль стабільності в довготривалій перспективі, оскільки поступова деградація сенсорів може призвести до неточних вимірювань та неправильної роботи системи клімат-контролю в цілому.

Сучасні тенденції розвитку КФС спрямовані на підвищення автономності систем, впровадження методів машинного навчання для прогнозування та виявлення аномалій [21], а також інтеграцію з хмарними сервісами для розширення можливостей обробки та аналізу даних. Це дозволяє створювати більш надійні та ефективні системи моніторингу, здатні адаптуватися до змінних умов експлуатації та забезпечувати стабільну роботу обладнання. Крім того, розвиток технологій Інтернету речей (IoT) сприяє покращенню комунікаційних можливостей КФС, забезпечуючи швидкий обмін даними між сенсорами. Інтеграція алгоритмів глибокого навчання дозволяє системам самостійно приймати рішення в реальному часі на основі великих обсягів даних, підвищуючи їхню ефективність та точність. Завдяки таким впровадженням КФС здатні не тільки підвищувати продуктивність і надійність моніторингу, а й знижувати ризики, пов'язані з збоєм під час використання, забезпечуючи високий рівень безпеки та захисту даних.

1.2 Аналіз методів оцінки стабільності процесів

Стабільність процесів у кіберфізичних системах є критичним показником, що безпосередньо впливає на надійність та ефективність функціонування обладнання [1, 2]. У контексті систем клімат-контролю, стабільність параметрів мікроклімату має особливе значення, оскільки відхилення від заданих показників може призвести до серйозних наслідків.

Актуальність дослідження стабільності процесів підтверджується широким спектром критичних застосувань:

- У серверних приміщеннях та центрах обробки даних, де нестабільність температурних показників може призвести до виходу з ладу кошовного обладнання.
- У фармацевтичній промисловості, де відхилення від заданих параметрів мікроклімату безпосередньо впливає на якість та безпечність продукції.
- У музеях та архівах, де точність підтримки кліматичних умов є критичною для збереження цінних експонатів.

Сучасні кіберфізичні системи клімат-контролю потребують не лише підтримки заданих параметрів, але й прогнозування можливих відмов обладнання та сенсорних механізмів. Це вимагає розробки та впровадження ефективних методів оцінки стабільності процесів, які дозволяють виявляти потенційні проблеми на ранніх стадіях.

В системах клімат-контролю застосовується ряд методів для оцінки стабільності температурних процесів та прогнозування можливих відмов обладнання. Розглянемо основні методи та їх особливості в контексті моніторингу стабільності систем [5, 8]:

- Метод середньоквадратичного відхилення (СКВ) – визначає середнє значення відхилення від середнього показника протягом визначеного періоду часу. Цей метод дозволяє швидко отримати загальну оцінку стабільності, але не дає детальної інформації про частотні або довготривалі коливання в процесі [7].

$$\sigma = \sqrt{\frac{\sum (x - \mu)^2}{N}}, \quad (1.1)$$

де μ – середнє значення вимірювань.

У системах клімат-контролю цей підхід є обмеженим деякими причинами:

- не враховує часові залежності між вимірюваннями;
 - обмежена чутливість до поступових змін характеристик сенсорів;
 - не дозволяє виявити довготривалі тренди, що можуть свідчити про деградацію обладнання.
- Структурні функції Колмогорова – є інструментом, що дозволяє розширити спектр аналізу, а саме [6]:
 - досліджувати автокореляційні властивості процесів;
 - виявляти структурні зміни в сигналах;
 - аналізувати нерівномірні зміни, характерні для складних кіберфізичних систем.
 - Метод дисперсії Аллана (Allan Variance) – використовується для аналізу стаціонарності та виявлення шумів у температурних даних на різних часових інтервалах. Цей метод є особливо цінним у кліматичних системах, оскільки дозволяє окремо аналізувати впливи, що відрізняються часовим масштабом, що дає змогу розділяти похибки вимірювальної системи від характерних сторонніх впливів [8].
 - Метод дисперсії Аддамара (Hadamard Variance) – це модифікований метод аналізу часових рядів, який базується на перетворенні Аддамара та дозволяє виявляти специфічні типи нестабільності в системах. На відміну від дисперсії Аллана, цей метод має підвищену чутливість до різких змін характеристик сигналу та забезпечує кращу роздільну здатність при аналізі короткострокової нестабільності [15]. Обмеженнями цього методу є підвищені вимоги до обчислювальних ресурсів, складність інтерпретації результатів для

неспеціалістів та менша ефективність при аналізі довгострокових трендів. Математичне представлення [13]:

$$\sigma_{HDEV}^2(\tau) = \frac{1}{6\tau^2(N-3)} \sum_{i=1}^{N-3} (x_{i+3} - 3x_{i+2} + 3x_{i+1} - x_i)^2, \quad (1.2)$$

де x_i – це часовий ряд фазових спостережень, розділених інтервалом вимірювання τ , довжиною N .

Структурні функції Колмогорова та метод дисперсії Аллана будуть детальніше розглянуті в наступних розділах, що допоможе поглибити розуміння їхнього застосування у контексті аналізу стабільності.

Таблиця 1.1 – Порівняльний аналіз методів оцінки стабільності

Метод	Переваги	Обмеження	Застосування
СКВ	Простота реалізації, швидкість обчислень	Не враховує часові залежності	Первинна діагностика
Структурні функції	Аналіз складних статистичних залежностей	Складність інтерпретації	Довгострокове прогнозування
Дисперсія Аллана	Виявлення різних типів шумів	Потребує тривалих спостережень	Оцінка стабільності сенсорів
Дисперсія Адамара	Висока чутливість до випадкових змін, менша статистична невизначеність	Підвищені обчислювальні вимоги	Аналіз короткострокової стабільності

Кожен із зазначених методів оцінки стабільності має свої специфічні переваги та обмеження, що впливають на вибір оптимального підходу для конкретних завдань. У системах клімат-контролю критично важливо враховувати методи, здатні виявляти довготривалі відхилення та їхню взаємодію з зовнішніми чинниками [5]. Наприклад, деякі методи можуть бути ефективнішими в короткостроковому аналізі, проте недостатньо чутливими для виявлення поступових змін, які можуть суттєво вплинути на

продуктивність системи. Тому важливо вибрати методику, що не лише відповідає вимогам конкретної задачі, а й адекватно відображає складну динаміку системи, забезпечуючи надійність та точність роботи клімат-контролю. Потрібно враховувати різноманітні фактори, що впливають на стабільність кліматичних процесів, включаючи характеристики шуму та інтенсивність змін, а також специфічні особливості сенсорних систем, для забезпечення максимально точних і надійних результатів дослідження.

1.2.1 Структурні функції Колмогорова та їх використання

Структурні функції Колмогорова (К-функції) представляють собою математичний інструмент для аналізу статистичних характеристик випадкових процесів та сигналів [6]. У системах контролю їх застосування дозволяє виявляти складні залежності та аномалії в поведінці температурних сенсорів, що важливо для прогнозування можливих відмов обладнання [11].

Математично, К-функції визначаються як автокореляційні функції випадкових процесів, що описують взаємозв'язок між значеннями сигналу в різних часових точках. Базова функція структури Колмогорова визначається наступним чином [6]:

$$S_q = \frac{1}{N} \sum_{t=1}^{N-\tau} |(X_{t+\tau} - X_t)^q|, \quad (1.3)$$

де $X_{t+\tau}$ і X_t – відліки сигналу X у момент часу $t + \tau$ та t ; N – кількість відліків.

Для глибшого аналізу структурних особливостей сигналу використовується функцію $h_x(a)$, що представлена формулою (1.4). Ця функція дозволяє оцінити мінімальну кількість інформації, необхідну для опису структури сигналу з заданою точністю a .

$$h_x(a) = \min(\log|S| : K(S) \leq a) \quad (1.4)$$

де $|S|$ – кількість елементів у S ;

$K(S)$ – Колмогоровську складність S ;

α – параметр складності.

Одним із прикладів застосування К-функцій є їх використання в аналізі флікер-шуму, де звичайні методи, такі як звичайні дисперсії, можуть бути недостатніми для виявлення важливих змін у сигналі через розходження.

Для практичного застосування в системах клімат-контролю використовується модифікована форма з фіксованою кількістю компонент:

$$h_x(a) = \min_d \left(-\log f(x; \hat{\theta}(x)) + \frac{1}{2}d : -\log \pi_d(\hat{\theta}(i)) \leq a \right), \quad (1.5)$$

де $f(x; \hat{\theta}(x))$ - це функція щільності ймовірності $\hat{\theta}(i)$ позначає центр прямокутника, у який потрапляє $\hat{\theta}(x)$, також пояснюється $\hat{\theta}(x)$, як оцінка параметра, а $\pi_d(\hat{\theta}(i))$, як апіорна ймовірність. Використовується для визначення області, в якій знаходиться оцінка параметра. Це допомагає у визначенні розподілу ймовірності для оцінки параметра.

Далі розглядаємо випадок, коли кількість параметрів не фіксована. Більш загальний випадок, коли навіть структура моделей має бути модельована. Нам потрібен апіорний розподіл для кількості параметрів, який ми приймаємо просто як рівномірний, скажімо $1/n$. Тоді функція структури має вигляд:

$$h_x(a) = \min_{d,k} \left(-\log f(x; \hat{\theta}(x)) + \frac{1}{2}d : -\log \pi_d(\hat{\theta}(i)) + \log n \leq a \right) \quad (1.6)$$

В контексті моніторингу стабільності кіберфізичних систем, К-функції знаходять застосування у наступних напрямках [4, 19]:

1. Аналіз шумових характеристик:

- виявлення флікер-шуму в сигналах сенсорів;
- ідентифікація випадкових процесів типу білого шуму;
- аналіз довготривалих трендів у поведінці обладнання.

2. Статистичне моделювання: оцінка узгодженості емпіричних даних з теоретичними моделями.

3. Прогнозування відмов:

- виявлення аномальних викидів у поведінці обладнання;
- ідентифікація поступової деградації сенсорів.

Практичні аспекти застосування К-функцій у системах клімат-контролю вимагають врахування специфіки конкретного обладнання та умов його експлуатації. Важливим є вибір оптимальних параметрів аналізу та правильна інтерпретація результатів для ефективного прогнозування можливих відмов.

1.3 Метод дисперсії Аллана: принципи та особливості застосування

Дисперсія Аллана, введена 1960-х роках Девідом Аланом, що являє собою великий математичний інструмент для аналізу стабільності процесів та варіабельності сигналів [16].

Щоб детальніше розібратись з дисперсією Аллана, розглянемо поняття дисперсії. Дисперсія – це міра розсіювання чи варіації величини навколо її середнього значення. Вона використовується для визначення того, наскільки великою є різниця між кожним конкретним значенням і середнім значенням у наборі даних [19]. У загальному розумінні, дисперсія є показником розмірності розподілу даних або ступеня його розсіювання. У вимірюваннях часових послідовностей або частотних даних, де застосовується дисперсія Аллана, вона вказує на коливання сигналу та його стабільність в часовому та частотному відношенні. Цей параметр є важливим у багатьох вимірювальних технологіях, особливо в області визначення часових інтервалів або частотних змін, де точність і стабільність сигналу мають вирішальне значення.

На практиці використовуються три основні методи обчислення дисперсії Аллана:

- Класичний метод дисперсії Аллана (ADEV) – базовий метод для оцінки стабільності часових рядів.
- Модифікована дисперсія Аллана (MDEV) – покращений метод з кращою здатністю розрізняти типи шумів.

- Перекриваюча дисперсія Аллана (OADEV) – метод з більш ефективним використанням доступних даних.

Дисперсія Аллана також називають двохвибіркова дисперсія (AVAR), що є стандартним вимірюванням стабільності частоти в часовій області [9]. Вона визначається наступним чином:

$$\sigma_y^2(\tau) = \frac{1}{2\tau^2} \sum_{i=1}^{N-2} (x_{i+2} - 2x_{i+1} + x_i)^2,$$

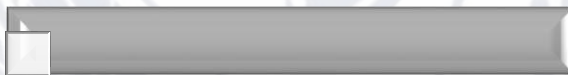
$$\sigma_y^2(\tau) = \frac{1}{2(M-1)} \sum_{i=1}^{M-1} (\bar{y}_{i+1} - \bar{y}_i)^2, \quad (1.7)$$

де відповідно:

- $\sigma_y^2(\tau)$ – це дисперсія Аллана;
- τ – це інтервал часу;
- y_n – це значення частоти в момент часу n ;

Даний метод відображає ряд переваг і обмежень, що варто враховувати при його застосуванні [5, 7, 16].

Переваги



- ☐ Виявлення до різних типів шумів
- ☐ Здатність до виявлення структурних змін
- ☐ Гнучкість у вимірюваннях

Обмеження



- ☐ Залежність від типу даних
- ☐ Необхідність у додатковому аналізі
- ☐ Обмежена простота інтерпретації

Рис. 1.2. Ряд переваг і обмежень методу дисперсії Аллана

Ці обмеження та переваги потрібно ретельно узгоджувати при використанні дисперсії Аллана для досягнення найкращих результатів в аналізі стабільності систем. Пам'ятаючи, що важливо завжди розуміти контекст даних, які аналізуються, і враховувати ці обмеження при інтерпретації результатів.

Для неперервного дисперсії Аллана крок τ є періодом усереднення і дорівнює $m \cdot \tau_0$. У випадку переривної дисперсії Аллана крок τ_0 дорівнює періоду вибірки. Переривна дисперсія Аллана максимально використовує набір даних, утворюючи всі можливі переривні вибірки на кожен період усереднення τ . Його можна оцінити з набору M вимірів частоти протягом періоду усереднення $\tau = m \cdot \tau_0$, де m – це фактор усереднення, а τ_0 – основний інтервал вимірювання, за допомогою виразу [16]:

$$\sigma_y^2(\tau) = \frac{1}{2m^2(M-2m+1)} \sum_{j=1}^{M-2m+1} \left\{ \sum_{i=j}^{j+m-1} (\bar{y}_{i+m} + \bar{y}_i) \right\}^2 \quad (1.8)$$

Щодо фазових даних, переривна дисперсія Аллана можна оцінити з набору $N = M + 1$ вимірів часу так:

$$\sigma_y^2(\tau) = \frac{1}{2(N-2)\tau^2} \sum_{i=1}^{N-2m} (x_{i+2m} - 2x_{i+m} + x_i)^2 \quad (1.9)$$

Аргумент суми можна також записати як:

$$(x_{i+2m} - 2x_{i+m} + x_i)^2 = ((x_{i+2m} - x_{i+m}) - (x_{i+m} - x_i))^2 = [(\bar{y}_{i+m} + \bar{y}_i)^2] \cdot \tau^2 \quad (1.10)$$

Результат зазвичай виражають як квадратний корінь $\sigma_y(\tau)$, відхилення Аллана. Довірчий інтервал оцінки перекривної дисперсії Аллана кращий, ніж у випадку звичайної оцінки дисперсії Аллана, оскільки, навіть якщо додаткові переривні відмінності не є повністю статистично незалежними, вони, тим не менш, збільшують кількість ступенів свободи і, отже, підвищують довіру до оцінки [7, 16].

Змінений варіант дисперсії Аллана Mod $\sigma_y^2(\tau)$, MVAR, є ще одним поширеним часовим показником стабільності частоти. Він оцінюється з набору M вимірів частоти протягом періоду усереднення $\tau = m \cdot \tau_0$, де m – це фактор усереднення, а τ_0 – основний інтервал вимірювання.

$$\text{Mod } \sigma_y^2(\tau) = \frac{1}{2m^4(M-3m+2)} \sum_{j=1}^{M-3m+2} \left\{ \sum_{i=j}^{j+m-1} \left(\sum_{k=i}^{i+m-1} (\bar{y}_{k+m} - \bar{y}_i) \right) \right\}^2 \quad (1.11)$$

Щодо фазових даних, змінений варіант Аллана оцінюється з набору $N = M + 1$ вимірів часу так:

$$\text{Mod } \sigma_y^2(\tau) = \frac{1}{2m^2\tau^2(N-3m+1)} \sum_{j=0}^{N-3m} (\sum_{i=j}^{j+m-1} (x_{i+2m} - 2x_{i+m} + x_i))^2 \quad (1.12)$$

Результат зазвичай виражають як квадратний корінь $\text{Mod } \sigma_y^2(\tau)$. Змінений варіант Аллана співпадає зі звичайним варіантом Аллана для $m = 1$. Він включає додаткову операцію усереднення фази через внутрішню петлю. Іншими словами, спочатку усереднюють фазові дані, а потім проводять обчислення відхилення Аллана. Змінена відхилення Аллана має перевагу у можливості розрізняти між білим і флікерним шумом фазової модуляції [5].

Варто також зазначити, що окрім класичних методів, існують інші підходи для обчислення дисперсії Аллана, які забезпечують різну точність і чутливість до шумів. Наприклад, Time Deviation (TDEV) аналізує часові зміни, а Parabolic Deviation (PDEV) оцінює невизначеність даних та Gros Lambert Covariance (GCODEV) покращують точність для складних сигналів, що дозволяє обирати методи, які найкраще відповідають специфіці їхніх даних [13].

Стабільність також можна охарактеризувати в частотній області через спектральну густину потужності (СГП), яка описує інтенсивність фазових або частотних коливань як функцію частоти Фур'є. Тобто: СГП описує розподіл по частоті потужності сигналу або шуму. Виміряні часові ряди містять шумові процеси, які потребують детальнішого огляду [16].

Випадкові фазові та частотні коливання джерела частоти можуть бути змодельовані спектральними густинами у вигляді степеневого закону [16]:

$$S_y(f) = h(a)f^a, \quad (1.13)$$

де відповідно:

- $S_y(f)$ – однобічна спектральна густина потужності величини y з повною потужністю, де y представляє відносні частотні флуктуації;
- f – частота Фур'є або бічна частота;

- $h(a)$ – коефіцієнт інтенсивності;
- a – показник степеня процесу шуму.

Різні типи шумів та їх відповідні показники α наведені в наступному рисунку 1.3, де FM означає фазову модуляцію, а FM означає частотну модуляцію. Чотири найпоширеніші типи шумів – це White FM, Flicker FM, Random Walk FM та Flicker Walk FM. Представлений рисунок створено за допомогою мови програмування Python [21], використовуючи бібліотеки NumPy для генерації випадкових шумових даних. Кожен з п'яти графіків демонструє різні типи згенерованих шумів з їх характерними особливостями та відповідними значеннями α .

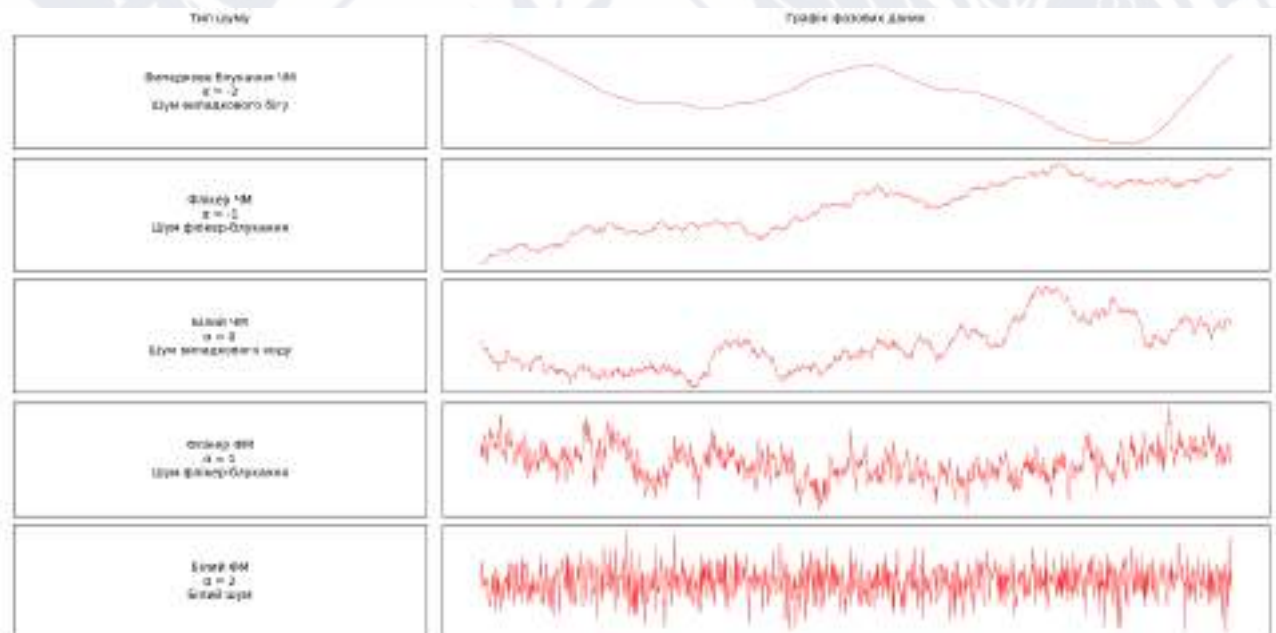


Рис. 1.3. Тип шуму та часовий ряд для набору змодельованих даних [16]

Розширимо інформацію про спектральні характеристики шумових процесів. В частотній області показник степеня α визначає тип шуму, а у часовій області йому відповідає певний нахил μ на діаграмі дисперсії Аллана. Співвідношення між показниками степеневого закону шуму виражається як $\beta = \alpha - 2$, де β – показник степеня фазового шуму спектральної густини потужності.

В таблиці нижче наведені спектральні характеристики різних типів шумів.

Таблиця 1.2 – Спектральні характеристики різних типів шумів

Тип шуму	α	β	μ	μ'
White PM	2	0	-2	-3
Flicker PM	1	-1	-2	-2
White FM	0	-2	-1	-1
Flicker FM	-1	-3	0	0
Random Walk FM	-2	-4	1	1

Де $\mu = -(a + 1)$ для $a < 2$ – нахил для дисперсії Аллана, та $\mu' = -(a + 1)$ для $a < 3$ – нахил для модифікованої дисперсії Аллана.

Також у методі дисперсії Аллана використовується показник нахилу (slope), що визначає тип шуму в системі. Значення slope дозволяє класифікувати різні види шуму.

$$slope = \frac{\Delta \log(\sigma(\tau))}{\Delta \log(\tau)} \quad (1.14)$$

Результат цього значення вказує на те, що:

- slope = -1 свідчить про наявність білого шуму фази;
- slope = -1/2 свідчить про наявність білого шуму частоти;
- slope = 0 вказує на флікер-шум частоти;
- slope = +1/2 відповідає випадковому блуканню частоти.

Важливо відзначити, що зв'язок між частотною та часовою областями визначається через передавальну функцію дисперсії Аллана:

$$|H(f)|^2 = 2 \left[\frac{\sin^4(\pi \tau f)}{(\pi \tau f)^2} \right], \quad (1.15)$$

де f_h представляє максимальну частоту $S_y(f)$.

Дисперсія Аллана може бути розрахована з частотної області за допомогою виразу:

$$\sigma_y^2 = 2 \int_0^{f_h} S_y(f) \cdot \frac{\sin^4(\pi \tau f)}{(\pi \tau f)^2} df \quad (1.16)$$

Важливо зазначити, що не існує формул зворотного перетворення. Єдиний спосіб такого перетворення – це розділити діаграму сігма-тау на секції з однаковим нахилом і працювати з математичними формулами, що описують основні типи шумів.

Розуміння призначення методу дисперсії Аллана, дозволяє аналізувати зміни в часових рядах та виявляти стабільність чи нестабільність досліджуваних процесів. Однак важливо враховувати, що існують різноманітні види шумів, які мають різні характеристики та властивості. Ці шуми суттєво впливають на ефективність методу дисперсії Аллана, адже їхня різноманітність може викликати погіршення якості аналізу та зниження точності виявлення змін у вивчених процесах. Важливо також розуміти, що в реальних системах зазвичай присутня комбінація різних типів шуму, причому різні часові інтервали можуть показувати домінування різних типів шуму. Це має важливе практичне значення для діагностики джерел нестабільності в системах, оптимізації параметрів вимірювальних систем, прогнозування довгострокової стабільності та вибору відповідних методів фільтрації та обробки сигналів.

1.4 Огляд існуючих систем моніторингу кліматичного обладнання

У сучасному світі ефективність роботи кліматичного обладнання є критичним фактором для багатьох галузей – від забезпечення комфортних умов у житлових приміщеннях до підтримки специфічних температурних режимів у промисловості та медицині. Системи моніторингу кліматичного

обладнання пройшли значний розвиток від простих термостатів до складних інтелектуальних систем, інтегрованих з технологіями Інтернету речей [11].

Сучасні системи моніторингу кліматичного обладнання можна розділити на чотири основні категорії, кожна з яких має свої особливості та сфери застосування [4, 10]:

1. Централізовані системи представляють собою комплексні рішення з єдиним центром керування та моніторингу. Такі системи найчастіше використовуються у великих будівлях та промислових комплексах [12]. Типова архітектура такої системи представлена на рисунку 1.4.

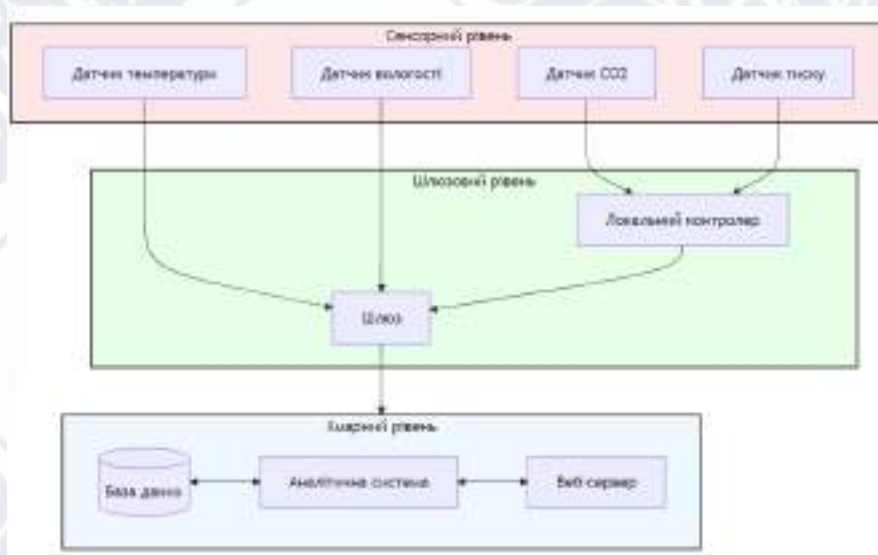


Рис. 1.4. Архітектура централізованої системи моніторингу кліматичного обладнання

Як видно з рис. 1.4, архітектура централізованої системи складається з трьох основних рівнів:

- сенсорний рівень, що включає різні типи датчиків для збору даних;
- шлюзовий рівень для первинної обробки та передачі даних;
- хмарний рівень для зберігання, аналізу та візуалізації даних.

2. Розподілені системи на базі Internet of Things (IoT) реалізують децентралізовану обробку, що підвищує надійність за рахунок локальної обробки даних, а також дозволяє масштабувати систему за рахунок додавання нових вузлів [12]. Це особливо корисно для мережевих кліматичних систем.

Прикладом може слугувати система Siemens Desigo CC, яка дозволяє створювати розподілені мережі моніторингу з можливістю масштабування.

Зображена на рисунку 1.5 система відноситься до категорії – розподілених IoT-систем, де ESP32 виступає як локальний вузол обробки даних з датчиків температури, вологості та атмосферного тиску з можливістю передачі даних через інтернет для подальшої аналітики.

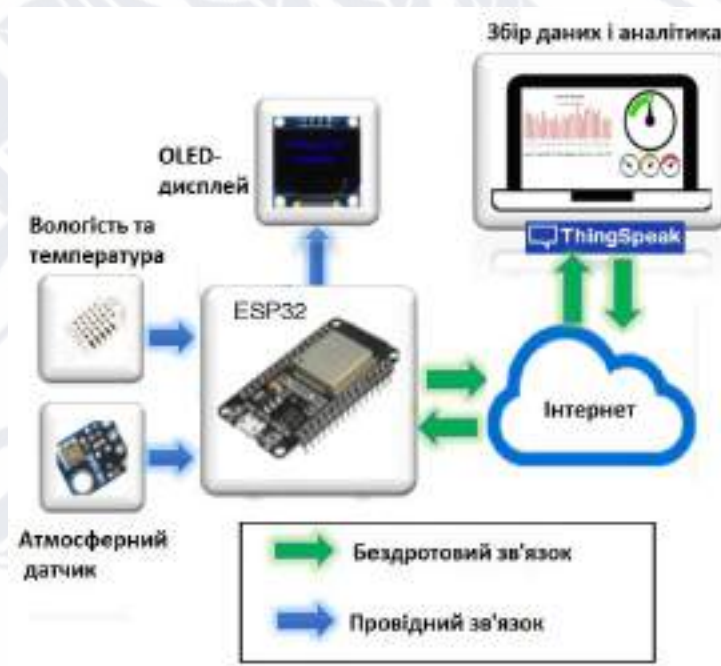


Рис. 1.5. Розподілена IoT-система моніторингу кліматичних параметрів на базі ESP32 [4]

3. Автономні системи зазвичай використовуються для моніторингу окремих установок або невеликих об'єктів. Такі системи характеризуються простотою впровадження та налаштування, але мають обмежені можливості щодо інтеграції з іншими системами.

4. Гібридні системи поєднують переваги централізованого та розподіленого підходів. Вони забезпечують локальну обробку даних на периферійних пристроях з можливістю централізованого управління та аналітики. Це дозволяє оптимізувати навантаження на мережу. Прикладом є система Honeywell Enterprise Buildings Integrator (EBI), яка підтримує як централізоване управління, так і автономну роботу локальних контролерів.

Інтернет речі відіграють ключову роль у розвитку різноманітних галузей, від промисловості до побутової автоматизації. За даними IoT Analytics, у 2024 році кількість підключених IoT пристроїв досягне 18,8 мільярдів одиниць. Цей прогноз нижчий, ніж у 2023 році, рисунок 1, через триваючі обережні витрати підприємств, оскільки інфляція та процентні ставки залишаються високими, хоча й сповільнюються, а також тривають обмеження поставок мікросхем і триваючі геополітичні конфлікти у Східній Європі та на Близькому Сході [22].

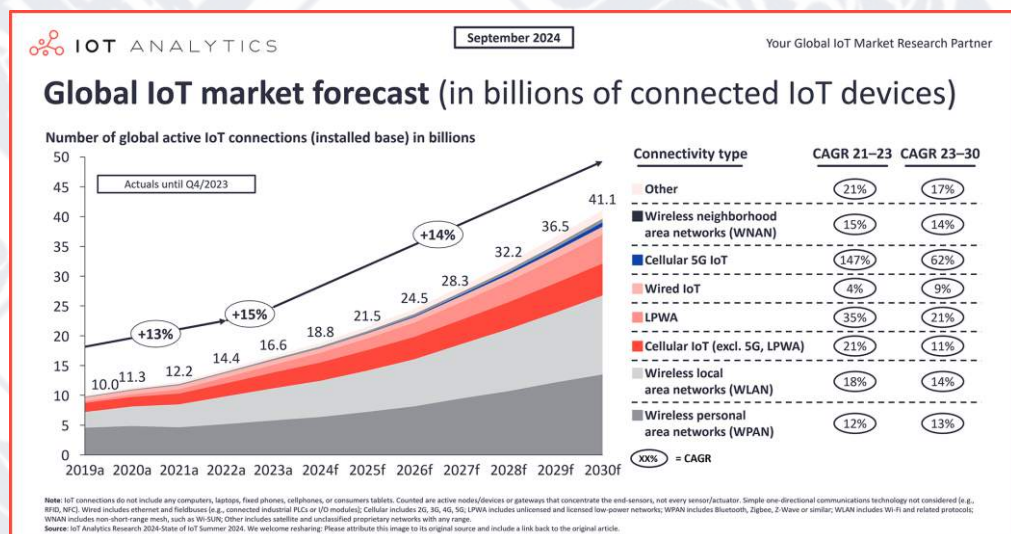


Рис. 1.6. Глобальний прогноз ринку IoT (у мільярдах підключених пристроїв IoT) [22]

Найбільш перспективним напрямком розвитку систем моніторингу є IoT платформи, які дозволяють створювати масштабовані рішення з використанням хмарних технологій [11]. IoT платформи представляють нове покоління систем моніторингу. Такі рішення, як Amazon AWS IoT або Microsoft Azure IoT, дозволяють створювати масштабовані системи моніторингу з використанням хмарних технологій.

Такі системи надають широкий спектр функціональних можливостей для забезпечення ефективного контролю та управління [10].

Вони забезпечують збір даних у реальному часі, що є базовою функцією всіх систем моніторингу. Системи забезпечують збір таких параметрів як

температура, вологість, концентрація CO₂, швидкість потоку повітря, енергоспоживання тощо. Частота опитування датчиків може варіюватися від декількох секунд до годин, залежно від вимог конкретного застосування.

Візуалізація параметрів реалізується через різноманітні інтерфейси користувача. Сучасні системи пропонують гнучкі можливості для створення інформативних дашбордів, що можуть включати графіки реального часу, тренди параметрів, графічні схеми обладнання та інтерактивні елементи керування.

Система сповіщень забезпечує оперативне інформування персоналу про відхилення параметрів від заданих значень. Більшість систем підтримують різні канали сповіщень (email, SMS, push-повідомлення) та дозволяють налаштовувати пріоритети повідомлень залежно від важливості події.

Аналітичні інструменти сучасних систем моніторингу дозволяють проводити глибокий аналіз роботи обладнання. Це включає формування звітів про ефективність роботи, аналіз трендів, розрахунок ключових показників ефективності та базові можливості прогнозування технічного обслуговування.

Незважаючи на широкі можливості сучасних систем моніторингу, вони мають ряд суттєвих обмежень [4, 11].

Проблеми масштабованості проявляються при спробах розширення системи. Додавання нових об'єктів моніторингу часто вимагає значних витрат на обладнання та модернізацію інфраструктури. Крім того, збільшення кількості точок моніторингу може призводити до зростання навантаження на канали зв'язку та системи зберігання даних.

Складність прогнозування відмов є одним з найбільших обмежень існуючих систем. Більшість систем використовують прості порогові значення для виявлення несправностей, що не дозволяє передбачати поступову деградацію обладнання. Спроби впровадження більш складних алгоритмів прогнозування часто обмежуються недостатньою кількістю даних та складністю врахування всіх факторів, що впливають на роботу обладнання.

Аналіз довготривалої стабільності залишається складним завданням для існуючих систем. Більшість систем не мають ефективних інструментів для виявлення змін характеристик обладнання та оцінки його погіршення в довгостроковій перспективі. Це особливо критично для систем, де навіть незначні відхилення можуть мати серйозні наслідки.

На основі проведеного огляду можна зробити висновок, що незважаючи на значний прогрес у розвитку систем моніторингу кліматичного обладнання, залишається актуальною проблема створення систем, здатних ефективно прогнозувати відмови обладнання та оцінювати довготривалу стабільність його роботи. Особливо важливим є розвиток методів аналізу даних, що дозволяють виявляти приховані тренди та передбачати можливі несправності на ранніх стадіях їх розвитку.

1.5 Специфіка роботи температурних сенсорів у системах клімат-контролю

Температурні сенсори є критично важливими компонентами кіберфізичних систем клімат-контролю, забезпечуючи безперервний моніторинг та керування температурними режимами в різноманітних середовищах шляхом перетворення фізичних теплових властивостей навколишнього середовища на електричні сигнали, які можуть бути оброблені та проаналізовані системою керування [28]. Специфіка їх роботи характеризується низкою складних технічних та метрологічних аспектів, включаючи різні принципи вимірювання – термоелектричні, резистивні та напівпровідникові технології, кожен з яких має унікальні характеристики точності, діапазону вимірювання, швидкодії та чутливості до зовнішніх впливів [11, 14].

У сучасних системах клімат-контролю важливим аспектом є вибір відповідних датчиків температури для конкретних задач. Найбільш поширеними є декілька типів цифрових датчиків, кожен з яких має свої особливості та сфери застосування [4, 11, 20]:

- Датчики серії DHT (DHT11 та DHT22) представляють собою цифрові сенсори температури та вологості. DHT11 забезпечує вимірювання температури в діапазоні 0-50°C з точністю $\pm 2^\circ\text{C}$, тоді як DHT22 пропонує розширений температурний діапазон від -40°C до +80°C з підвищеною точністю $\pm 0.5^\circ\text{C}$ [23, 24]. Ці датчики отримали широке розповсюдження в побутових системах клімат-контролю завдяки їх доступності та простоті інтеграції.

- Датчики BME280 та BMP280 від компанії Bosch Sensortec є високоточними цифровими сенсорами з розширеними можливостями. BME280 здатний вимірювати одночасно температуру, атмосферний тиск та вологість, в той час як BMP280 фокусується на вимірюванні температури та атмосферного тиску. Обидва датчики забезпечують точність вимірювання температури $\pm 1^\circ\text{C}$ та підтримують стандартні інтерфейси I2C і SPI [26]. Завдяки своїм характеристикам, ці сенсори часто використовуються в метеостанціях та системах моніторингу мікроклімату.

- Також існують і інші, які широко використовуються, такі датчики температури як DS18B20 (з однопровідним інтерфейсом), DS3231 (з функцією годинника реального часу), LM35 (аналоговий), SHT21/SHT31 (з функцією вимірювання вологості), MAX6675 (для термопар), HTU21D (енергоефективний) та AM2302 (завадостійкий), які відрізняються між собою за точністю вимірювань, вартістю, типом інтерфейсу та додатковими функціональними можливостями [25].

Основними викликами при використанні температурних сенсорів у різних системах є:

- нелінійність характеристик перетворення температури;
- наявність апаратних шумів та похибок вимірювання;
- залежність від зовнішніх факторів: вологості, електромагнітних полів, механічних впливів;
- дрейф параметрів внаслідок старіння обладнання;
- обмежена швидкодія та роздільна здатність.

Статистичний аналіз даних температурних сенсорів дозволяє виявляти та компенсувати ці недоліки. Прикладами виявленням аномалій є рисунок 1.7. Ці аномалії можуть бути спричинені як внутрішніми проблемами обладнання, таким як несправність датчика, так і зовнішніми факторами, як зміни температури, вологості, чи інших умов, що впливають на покази датчика.

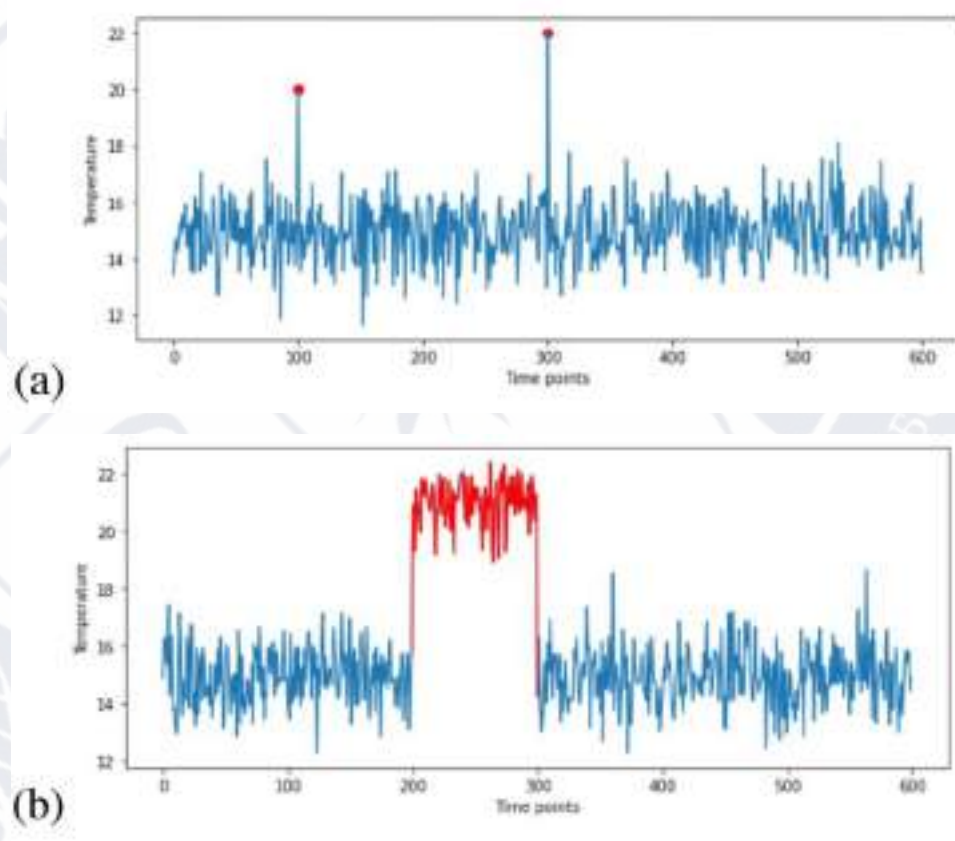


Рис. 1.7. (а) аномалія із-за проблем із обладнанням, (б) аномалія із-за проблем із навколишнім середовищем

Для забезпечення надійності систем клімат-контролю необхідне комплексне дослідження метрологічних характеристик температурних сенсорів, включаючи аналіз їх довготривалої стабільності, похибок вимірювання та впливу зовнішніх факторів.

1.6 Висновки до розділу 1

У першому розділі проведено комплексний аналіз кіберфізичних систем (КФС), їх особливостей у контексті моніторингу кліматичних систем, та методів оцінки стабільності процесів, таких як структурні функції Колмогорова, дисперсія Аллана й дисперсія Адамара. Встановлено, що забезпечення стабільної роботи кліматичного обладнання є критично важливим для промислових систем, де невідповідність параметрів може спричинити значні збитки. Сучасні підходи до моніторингу, зокрема IoT-системи, пропонують широкий функціонал для аналізу та прогнозування відмов, однак для максимальної точності необхідне поєднання різних методів обробки даних, що враховують характер шумів і довготривалі тренди у сигналах. На основі цього аналізу сформульовано основну задачу роботи — розробити та реалізувати методику виявлення маркерів стабільності процесів на основі методів дисперсії Аллана, що дозволить своєчасно виявляти аномалії в роботі сенсорів та прогнозувати можливі відмови кліматичного обладнання.

РОЗДІЛ 2

РОЗРОБКА МЕТОДИКИ ВИЯВЛЕННЯ МАРКЕРІВ СТАБІЛЬНОСТІ

2.1 Архітектура системи моніторингу

В даному підрозділі розглядається архітектурне рішення системи моніторингу стабільності процесів у кіберфізичних системах. Особлива увага приділяється обґрунтуванню вибору компонентів, їх взаємодії та загальній структурі системи. На основі проаналізованих вимог та технічних можливостей буде створено вузол інтернету речей, що забезпечить збір та передачу даних про стан системи в режимі реального часу, а також дозволить здійснювати віддалений моніторинг через веб-інтерфейс.

При розробці системи моніторингу ключовим етапом став вибір апаратних компонентів. Основними критеріями вибору були: надійність, доступність, простота інтеграції та економічна ефективність. Розглянемо детально кожен компонент системи та обґрунтуємо наш вибір.

В якості основного обчислювального модуля було обрано мікроконтролер ESP8266 WeMos D1 mini. Цей вибір зумовлений декількома причинами. По-перше, даний мікроконтролер має вбудований Wi-Fi модуль, що спрощує інтеграцію пристрою в існуючу мережеву інфраструктуру. По-друге, завдяки потужному 32-бітному процесору. Контролер здатний ефективно обробляти дані та виконувати складні обчислення безпосередньо на пристрої [23].

Порівняльний аналіз з Arduino Uno R3, який часто використовується в подібних проектах, показав значні переваги ESP8266 WeMos D1 mini. Зокрема, наявність 4MB Flash пам'яті (проти 32KB у Arduino) дозволяє зберігати більше даних та програмного коду, що особливо важливо при реалізації складних алгоритмів обробки даних [23]. Крім того, менші розміри (34.2×25.6 мм проти 68.6×53.4 мм) роблять пристрій більш компактним та зручним для встановлення в обмежених просторах.

Таблиця 2.1 – Порівняльна характеристика мікроконтролерів ESP8266 WeMos D1 mini та Arduino Uno R3

Характеристика	ESP8266 WeMos D1 mini	Arduino Uno R3
Процесор	32-біт, 80 MHz	8-біт, 16 MHz
Flash пам'ять	4MB	32KB
RAM	80KB	2KB
Wi-Fi	Вбудований	Відсутній
Кількість портів	11 цифрових, 1 аналоговий	14 цифрових, 6 аналогових
Розміри	34.2 × 25.6 мм	68.6 × 53.4 мм
Програмування	Arduino IDE, ESPEasy	Arduino IDE
Живлення	3.3V	5V

Різниця між ESP8266 WeMos D1 mini і Arduino Uno R3 зумовлена декількома причинами. ESP8266 WeMos D1 є доступнішим та дешевшим через меншу апаратну складність і компактніші розміри, а також завдяки інтеграції Wi-Fi модуля, що робить його привабливим для IoT-проектів. Водночас, Arduino Uno R3 має більш надійну конструкцію, вищу сумісність з багатьма сенсорами та модулями, а також широкую підтримку розширень (шилдів), що робить його універсальним для широкого спектру завдань, але призводить до вищої вартості. Arduino Uno R3 також має більше цифрових та аналогових портів, що розширює його можливості для підключення сенсорів та інших пристроїв, тоді як ESP8266 WeMos D1 навпаки, оптимізований для бездротових проектів, де не потрібно велике число портів.

З порівняльної таблиці 2.1 видно, що ESP8266 WeMos D1 mini має значні переваги за ключовими параметрами, особливо важливими для IoT-застосувань, хоча це зумовлено його основним призначенням.



Рис. 2.1. ESP8266 WeMos D1 mini

Центральним елементом системи є датчик BMP280 виробництва Bosch Sensortec. Цей вибір базується на хороших технічних характеристиках та надійності датчика, що підтверджується його широким використанням у промислових системах моніторингу. BMP280 забезпечує комплексне вимірювання ключових параметрів навколишнього середовища: температури та атмосферного тиску.

Особливої уваги заслуговує точність вимірювань BMP280. За даними виробника, датчик забезпечує точність вимірювання температури $\pm 1^{\circ}\text{C}$ у всьому робочому діапазоні[3].

Присутні альтернативні рішення, такі як DHT22/AM2302 та SHT31. Проте BMP280 має ряд переваг, які роблять його оптимальним вибором для даної системи. На відміну від DHT22, який вимірює лише температуру та вологість, BMP280 додатково надає дані про атмосферний тиск. SHT31, хоча і має дещо вищу точність вимірювання температури ($\pm 0.3^{\circ}\text{C}$), але значно дорожчий та не вимірює атмосферний тиск [25, 26].

Таблиця 2.2 – Порівняння характеристик розглянутих датчиків температури, що обґрунтовує вибір BMP280

Характеристика	BMP280	DHT22	SHT31
Точність вимірювання температури	$\pm 1^{\circ}\text{C}$	$\pm 1^{\circ}\text{C}$	$\pm 0.3^{\circ}\text{C}$
Вимірювання вологості(точність)	Ні	$\pm 2-5\%$	$\pm 2\%$
Вимірювання тиску	Так	Ні	Ні
Робочий діапазон температур	$-40...+85^{\circ}\text{C}$	$-40...+80^{\circ}\text{C}$	$-40...+125^{\circ}\text{C}$
Напруга живлення	1.8–5V	3.3–5.5V	2.4–5.5V

Важливим аспектом вибору BMP280 стала також його висока стабільність показань у довготривалій перспективі, що критично важливо для застосування методу дисперсії Аллана.

Програмне забезпечення розробленої системи базується на архітектурі, що забезпечує гнучкість та масштабованість рішення. В якості базової програмної платформи обрано ESPEasy – відкрите програмне забезпечення з широкими можливостями конфігурації та розширення функціоналу.

Архітектура програмного забезпечення включає наступні компоненти:

1. Базовий модуль керування:

- ініціалізація та налаштування обладнання для забезпечення стабільної роботи системи;
- управління Wi-Fi з'єднанням;
- обробка системних подій.

2. Сенсорний модуль:

- взаємодія з датчиком BMP280 через I2C інтерфейс, що дозволяє вимірювати температуру, вологість і тиск;
- калібрування та первинна обробка даних;
- буферизація даних.

3. Веб-інтерфейс:

- відображення поточних показників;
- налаштування параметрів системи, таких як інтервал збору даних та налаштування Wi-Fi.

4. Модуль зберігання даних:

- локальне кешування даних;
- експорт даних у різних форматах, наприклад TXT або CSV.

В рамках розробленої системи реалізовано гібридний підхід до збору та передачі даних, що поєднує переваги ручного та автоматизованого методів збору інформації. Структурна схема комунікацій представлена на рис. 2.2.

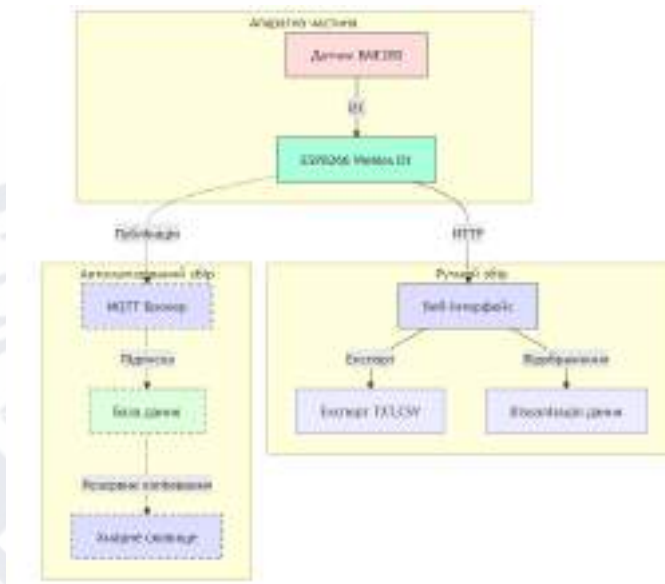


Рис. 2.2. Структурна схема комунікацій системи моніторингу

Основні компоненти комунікаційної архітектури:

1. Веб-інтерфейс прямого доступу:

- HTTP/HTTPS протокол;
- вбудований веб-сервер на базі ESP8266;
- адаптивний інтерфейс користувача;
- система автентифікації та авторизації.

2. Підсистема автоматизованого збору:

- MQTT брокер;
- система черг повідомлень;
- механізми забезпечення якості передачі даних (QoS);
- модулі інтеграції з зовнішніми системами.

MQTT (Message Queuing Telemetry Transport) — це легкий протокол обміну повідомленнями, розроблений для застосувань у сфері Інтернету речей. На відміну від принципу клієнт/сервер, який використовується у протоколі HTTP, MQTT застосовує принцип публікації/підписки [24]. Таким чином, кілька компонентів підключаються до єдиного сервера, відомого як брокер MQTT, щоб публікувати інформацію або підписуватись на неї. Брокер MQTT відіграє важливу роль у вирішенні задач, пов'язуючи всі компоненти системи

та забезпечуючи обмін повідомленнями в слабо зв'язаному режимі. Використання брокера з моделлю публікації/підписки забезпечує незалежність між сенсорами та додатками, які обробляють зібрані дані. Це дозволяє додавати сенсори до системи без необхідності змінювати додатки. Так само можна додавати або видаляти підписників подій без впливу на сенсори[4, 24].

Для забезпечення захисту налаштувань системи від несанкціонованого доступу було створено адміністративний пароль для веб-інтерфейсу ESPEasy. Доступ до конфігураційних параметрів та керування системою здійснюється через стандартний логін "admin" та встановлений захищений пароль, що забезпечує базовий рівень безпеки та запобігає небажаному втручанню в роботу пристрою через веб-інтерфейс.



Рис. 2.3. Форма авторизації веб-інтерфейсу ESPEasy

Також особливу увагу при розробці архітектури було приділено забезпеченню безпеки даних. Реалізовано наступні механізми захисту, як система автентифікації користувачів та журналювання дій користувачів.

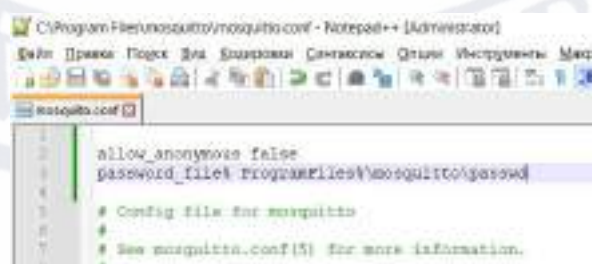


Рис. 2.4. Заборона на підключення для анонімних користувачів

Розроблена архітектура системи моніторингу забезпечує необхідну функціональність для проведення досліджень стабільності процесів з використанням статистичних методів, що буде детально розглянуто в наступних підрозділах роботи.

2.2 Реалізація системи збору даних

Реалізація системи збору даних базується на мікроконтролері ESP8266 із прошивкою ESPEasy. Ця прошивка забезпечує гнучке налаштування параметрів і стабільну роботу з сенсором BMP280, що дозволяє створити надійну систему моніторингу кліматичних умов.

При виборі програмної платформи було розглянуто кілька альтернативних рішень:

- Arduino IDE з власною розробкою – потребує більше часу на розробку базового функціоналу;
- Tasmota – орієнтована більше на домашню автоматизацію;
- ESPHome – прив'язана до Home Assistant;
- ESPEasy – оптимальний варіант для даного проєкту;

Основні переваги ESPEasy, які вплинули на вибір:

- вбудована підтримка широкого спектру сенсорів, включаючи BMP280;
- надійна реалізація MQTT клієнта з підтримкою різних рівнів QoS;
- простота налаштування через веб-інтерфейс без необхідності перепрошивки;
- можливість створення правил обробки даних безпосередньо на пристрої;
- активна спільнота розробників та регулярні оновлення;
- низьке споживання ресурсів та оптимізована робота з пам'яттю.

На фізичному рівні система складається з плати ESP8266 та сенсора BMP280, які з'єднані через I2C інтерфейс, що наочно продемонстровано на рисунку 2.5.

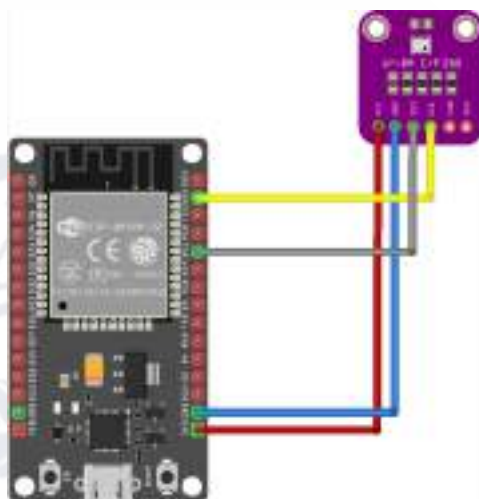


Рис. 2.5. Схема підключення BME280 до ESP8266

Налаштування контролера починається з базової конфігурації через веб-інтерфейс ESPEasy. Система використовує Wi-Fi у режимі клієнта, підключаючись до точки доступу. Це дозволяє стабільно працювати у локальній мережі з автоматичним отриманням IP-адреси через DHCP. Зазвичай, пристрій має IP-адресу, що зручно для постійного відстеження.

Для передачі даних застосовується протокол MQTT, який дозволяє інтегрувати систему з платформами openHAB. Контролер підключається до MQTT-брокера за IP4 адресою через порт 1883.

Система отримує дані за двома параметрами: температурою та тиском, що знімаються сенсором кожні 6 секунд. Такий інтервал дає змогу підтримувати оптимальну частоту оновлення кліматичних показників. Для коректного відображення тиску використовується коефіцієнт 1.333224, який автоматично коригує одиниці вимірювання. Температурні значення мають точність до трьох знаків після коми, а для тиску використовуються цілі значення, що забезпечує наочність та зручність у використанні даних.

На рис. 2.6 представлено інтерфейс системи моніторингу з основними елементами керування та відображення даних.



Рис.2.6. Інтерфейс системи моніторингу

Задля безперервної роботи система оснащена механізмами обробки помилок і автоматичного відновлення з'єднання. У разі втрати підключення до мережі дані буферизуються у межах встановленої черги, а повторне з'єднання відбувається автоматично. Контроль стану підключення здійснюється через LWT (Last Will and Testament) повідомлення, які сигналізують про статус пристрою як "Online" або "Offline", що зображено на рисунку 2.7.

Доступ до налаштувань та моніторингу забезпечується веб-інтерфейсом ESPEasy, де застосовані паролі для захисту конфіденційності даних. Завдяки Client ID у форматі ESP_Climate_1, пристрій у мережі має унікальну ідентифікацію, що мінімізує конфлікти адрес під час використання кількох однотипних систем.



Рис. 2.7. Налаштування LXT повідомлень для контролю стану підключення

Таким чином, реалізована система збору даних забезпечує надійний моніторинг кліматичних параметрів завдяки оптимальному поєднанню апаратних та програмних компонентів. Використання ESPEasy як програмної платформи разом із датчиком BMP280 дозволяє отримувати точні дані про температуру та тиск, а реалізовані механізми контролю з'єднання та захисту даних гарантують стабільну роботу системи та її безпеку.

2.3 Алгоритм аналізу даних на основі статистичних методів

У даному розділі представлено розроблений алгоритм аналізу даних, що базується на методі дисперсії Аллана, теоретичні основи якого було детально розглянуто в першому розділі. Запропонований алгоритм інтегрує класичні підходи з сучасними модифікаціями методу дисперсії Аллана, дисперсії Аддамара та використовується структурні функції Колмогорова, для підвищення точності аналізу стабільності процесів у кіберфізичних системах.

Для забезпечення комплексного аналізу стабільності процесів, окрім основного методу дисперсії Аллана, в роботі також застосовуються структурні функції Колмогорова. Це дозволяє отримати додаткову інформацію про характер флуктуацій та масштабні властивості досліджуваних процесів. Структурні функції Колмогорова дають можливість виявити приховані закономірності у часових рядах та оцінити ступінь їх самоподібності на різних масштабах, що особливо важливо при аналізі довготривалих трендів та прогнозуванні можливих відмов обладнання. Такий комплексний підхід підвищує надійність отриманих результатів та забезпечує більш точну ідентифікацію потенційних проблем у роботі кліматичного обладнання.

Розроблений алгоритм реалізує комплексний підхід до обробки часових рядів даних, отриманих з системи збору, описаної в розділі 2.2. Основою алгоритму є послідовна обробка даних, що включає формування часових рядів, їх розбиття на інтервали усереднення, обчислення різних варіацій

дисперсії Аллана та подальший аналіз отриманих результатів. Алгоритм аналізу даних складається з наступних основних етапів.

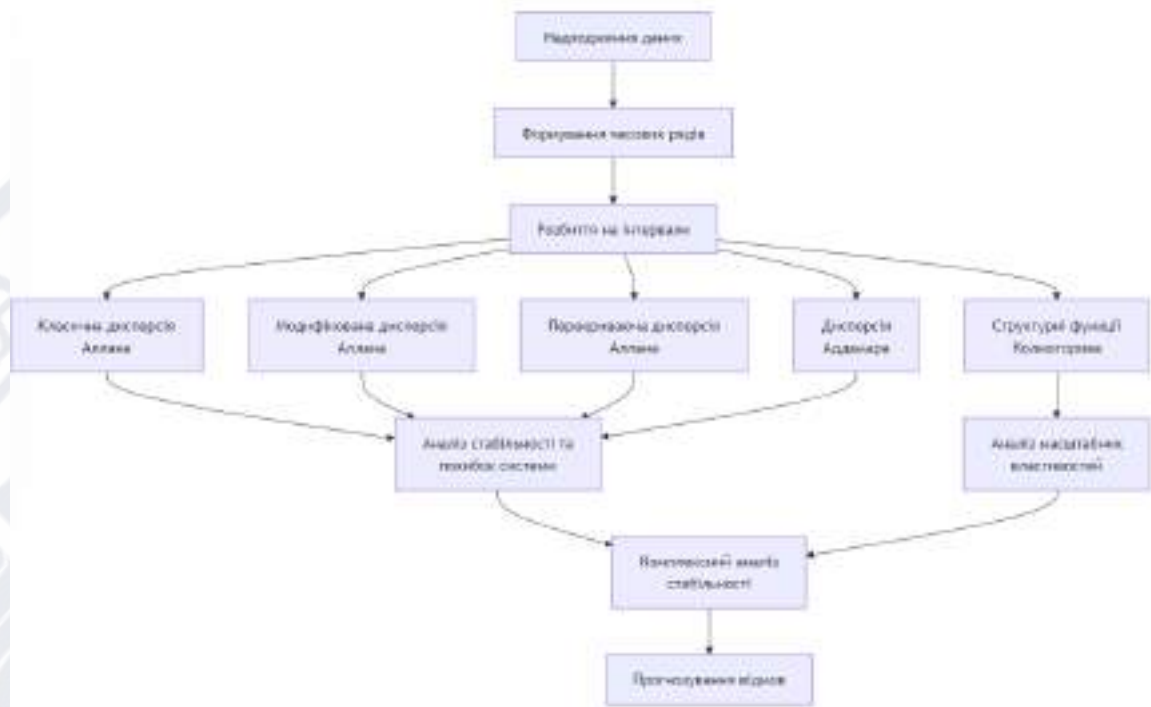


Рис. 2.8. Блок-схема алгоритму аналізу даних

Для забезпечення точності аналізу та врахування специфіки кліматичних даних, в алгоритмі реалізовано наступні особливості:

Попередня обробка даних:

- фільтрація викидів та аномальних значень;
- нормалізація часових міток;
- обробка пропущених значень.

Вибір інтервалів усереднення:

- використання логарифмічної шкали для τ ;
- діапазон від 1 до 1000 секунд;
- оптимізація кількості точок для аналізу.

На основі обчислених методів проводиться аналіз стабільності процесів за наступними характеристиками, які зображені на рисунку 2.9.



Рис. 2.9. Компоненти аналізу стабільності

Інтерпретація результатів здійснюється з використанням комплексного підходу, що включає як графічний аналіз, так і розрахунок числових характеристик. При графічному аналізі будується логарифмічний графік $\sigma^2(\tau)$, на якому визначаються характерні нахили (slope) для ідентифікації різних типів шумів. Числові характеристики включають розрахунок коефіцієнтів стабільності та оцінку довірчих інтервалів.

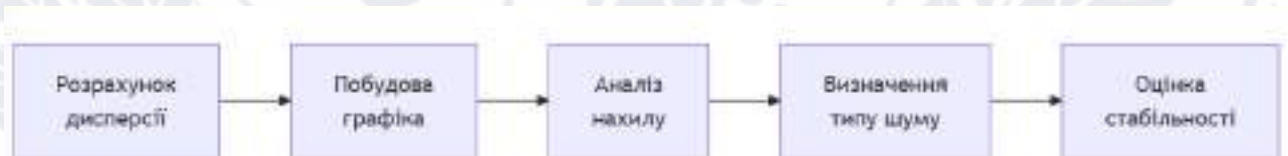


Рис. 2.10. Процес інтерпретації результатів

Розроблений алгоритм аналізу даних на основі статистичних методів забезпечує:

- ефективну обробку даних з кліматичних сенсорів;
- надійну оцінку стабільності процесів;
- можливість виявлення різних типів шумів та відхилень;
- аналіз масштабних властивостей процесів;
- основу для подальшого прогнозування відмов обладнання.

Такий підхід дозволяє не тільки виявляти різні типи шумів, але й аналізувати масштабні властивості процесів, що підвищує точність прогнозування відмов.

2.4 Висновки до розділу 2

У другому розділі розроблено архітектуру та методику збору даних для системи моніторингу кліматичного обладнання, яка забезпечує надійну та точну реєстрацію температурних показників для подальшого аналізу стабільності. Обґрунтовано вибір апаратних і програмних компонентів системи, що дозволило створити гнучку, економічну та масштабовану IoT-платформу для збору даних. Реалізовано алгоритм обробки даних, що базується на методі дисперсії Аллана, дисперсії Аддамара й доповнюється структурними функціями Колмогорова, для підвищення точності аналізу стабільності. Результати другого розділу формують основу для практичного застосування розробленої методики, що дозволяє ефективно виявляти маркери стабільності у роботі кліматичних сенсорів і забезпечує надійність прогнозування відмов обладнання.

РОЗДІЛ 3

ЕКСПЕРИМЕНТАЛЬНЕ ДОСЛІДЖЕННЯ ТА АНАЛІЗ РЕЗУЛЬТАТІВ

3.1 Методологія експериментального дослідження

Експериментальне дослідження проводилось у контрольованому середовищі. Тестове середовище було обладнане системою живлення для забезпечення безперервності експериментів.

Система моніторингу базується на наступній конфігурації:

Апаратна частина:

- мікроконтролер ESP8266 WeMos D1 mini;
- сенсор BMP280 (температура, вологість, тиск);
- інтерфейс підключення I2C;
- мережеве підключення Wi-Fi.

Програмне забезпечення:

- прошивка ESPEasy;
- протокол передачі даних MQTT;
- MQTT брокер Mosquitto;
- аналіз даних здійснено в програмному середовищі Python [21].

Для передачі даних використовується протокол MQTT 3.1.1 з брокером Mosquitto. Дані публікуються в топіках sensor/BMP280/ для температури, а також sensor/status для моніторингу стану пристрою з рівнем QoS 1. Аналіз даних проводиться в середовищі Python з використанням бібліотек NumPy для числових обчислень, Pandas для обробки часових рядів та Allantools для обрахунків методів дисперсій Аллана, Аддамара.

Експериментальне дослідження проводилось у два етапи:

- Довготривалі вимірювання та стрес-тестування. Довготривалі вимірювання тривали 5 годин з загальним обсягом вибірки близько 3000 вимірювань, з інтервалом у 6 секунд, включаючи безперервний

моніторинг умов середовища, контроль стабільності роботи обладнання та реєстрацію подій.

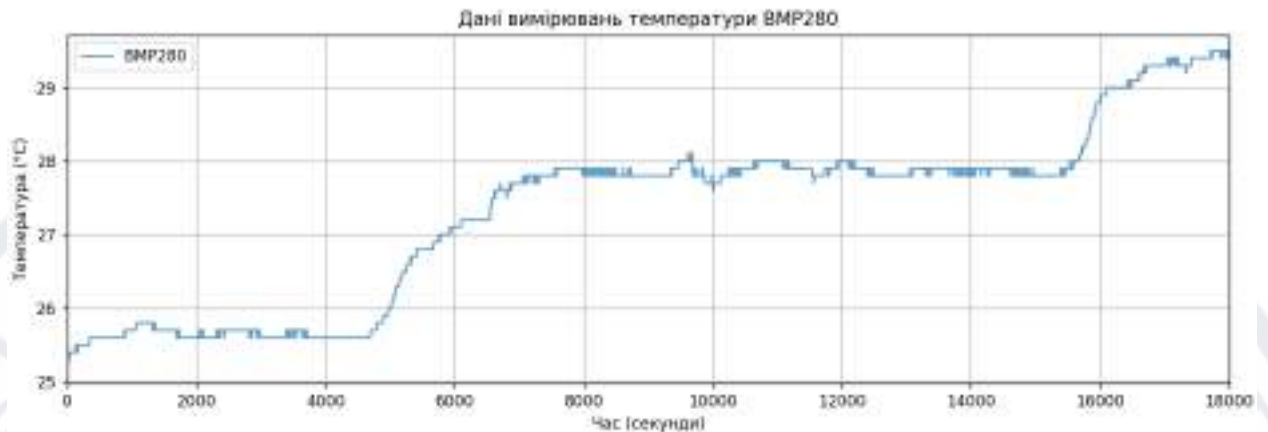


Рис. 3.1. Часовий ряд температурних вимірювань з досліджуваного сенсора

- Для іншого набору даних було виконано стрес-тестування, що включало симуляцію аномальних умов роботи, таких як різкі зміни температури.

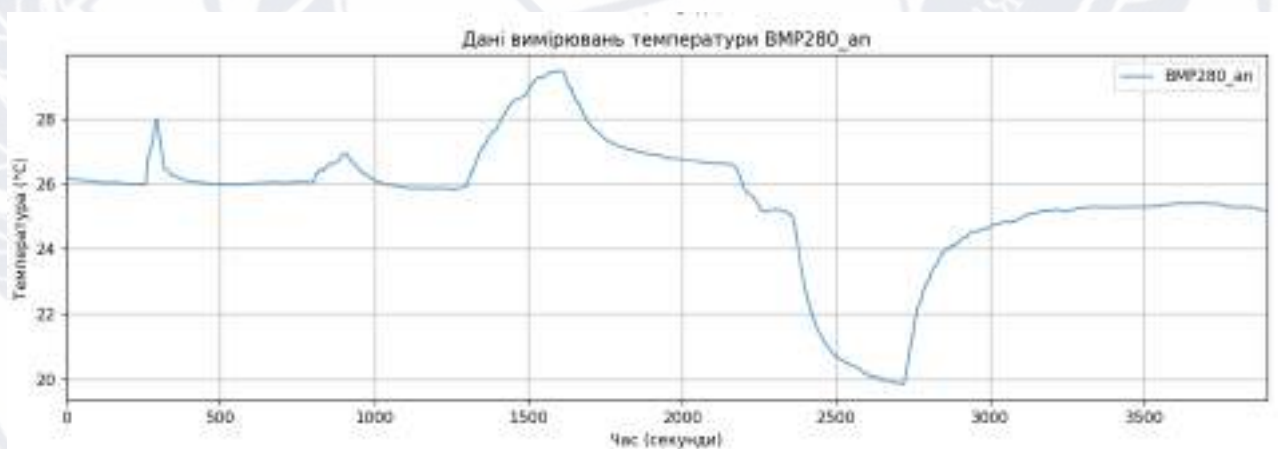


Рис. 3.2. Часовий ряд температурних вимірювань з додатковим втручанням

Для забезпечення надійності збору даних налаштовано буферизація даних при втраті зв'язку, та моніторингу стану підключення через LWT повідомлення. Дані зберігались у текстовому файлі .txt формат.

Такий підхід до організації експериментального дослідження забезпечив отримання надійних та достовірних даних для подальшого аналізу стабільності роботи температурних сенсорів.

3.2 Розрахунки методів для стабільності роботи температурного сенсора

У даному підрозділі реалізовано застосування методів оцінки стабільності, теоретичні основи яких було детально розглянуто в першому розділі. Зокрема, застосовуються методи дисперсії Аллана, дисперсії Аддамара та структурних функцій Колмогорова для аналізу експериментальних даних, отриманих з температурного сенсора. Особлива увага приділяється виявленню та класифікації шумів, характеристики яких було описано в пункті 1.3, та їх впливу на стабільність роботи сенсора.

Застосування методів дисперсії для аналізу експериментальних даних буде здійснюватися за рахунок наступних дій:

- опис набору експериментальних даних та їх попередня обробка;
- розрахунок дисперсії Аллана для різних інтервалів усереднення;
- порівняльний аналіз результатів з дисперсією Аддамара;
- визначення оптимального часу усереднення для температурного сенсора.

Часовий ряд температурних вимірювань з досліджуваного сенсора представлені на рисунку 3.1 і 3.2, як видно з графіків, у сигналі присутні як швидкі флуктуації, так і повільні зміни температури. Розрахунки наступних методів буде здійснено за рахунок набору даних, які зображені на рисунку 3.1, а для фінальної перевірки алгоритму буде також задіяний набір даних з рисунку 3.2.

Для проведення комплексного аналізу стабільності температурного сенсора було застосовано як класичні методи (дисперсії Аллана та Аддамара), так і структурні функції Колмогорова різних порядків. Такий підхід дозволяє отримати повну картину поведінки сенсора на різних часових масштабах.

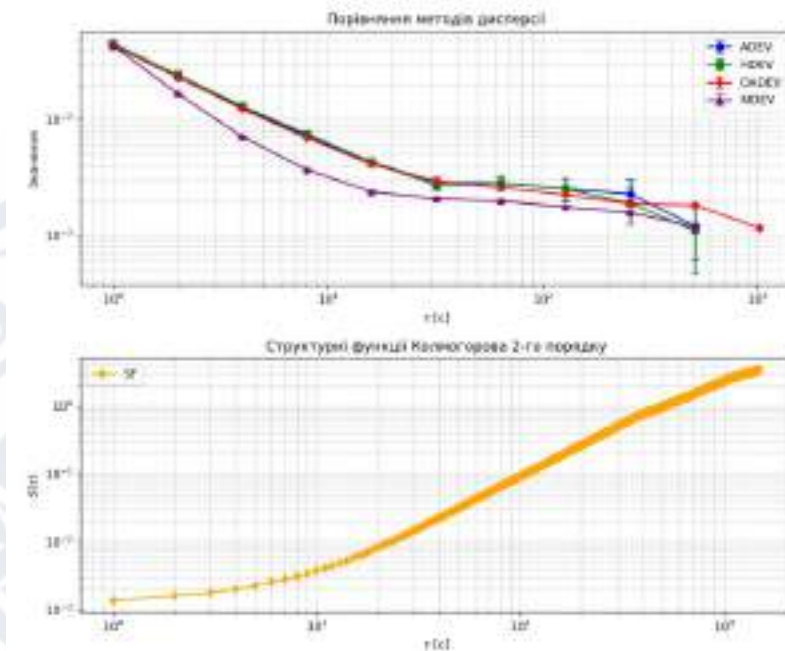


Рис. 3.3. Розрахунки стабільності сигналів методів дисперсій Аллана, Аддамара та структурної функції Колмогорова

На рисунку 3.3 верхній графік демонструє порівняння дисперсії Аллана (ADEV), модифіковану дисперсію Аллана (MDEV), перекриваючу дисперсію Аллана (ODEV) та Аддамара (HDEV). На ньому відображають конкретні виміряні значення відхилень для різних інтервалів усереднення τ , а вертикальні лінії показують довірчий інтервал вимірювань – показник невизначеності для кожного значення. Усі криві показують, як змінюється стабільність з часом усереднення, що дозволяє оцінити характер шумових процесів у системі. Нижній графік відображає структурну функцію Колмогорова, де крива відображає загальну тенденцію зміни функції $S(q)$. Точки на цій кривій показують значення структурної функції для різних часових інтервалів. Зростання кривої вказує на збільшення різниці між значеннями сигналу при збільшенні часового інтервалу, а її нахил характеризує характер флуктуацій в системі.

Варто зазначити, що обидва графіки представлені в логарифмічному масштабі. Це дозволяє охопити широкий діапазон значень та краще візуалізувати степеневі залежності.

Табл. 3.1 – Порівняльний аналіз методів обчислень дисперсій

Параметр	ADEV	HDEV	MDEV	ODEV
Мінімальне значення	0.001192	0.001092	0.001186	0.001148
Максимальне значення	0.043604	0.045514	0.043604	0.043604
Середнє значення	0.010264	0.010572	0.008208	0.009350
Оптимальний час вимірювання	512с	512с	512с	512с
Діапазон похибок	0.000373– 0.000796	0.000281– 0.000831	0.000031– 0.000796	0.000037– 0.000796

Дисперсія Аллана (ADEV) показує спадну величину від 0.043604 до 0.001192 із збільшенням часу усереднення, досягаючи оптимальної стабільності при $\tau = 512$ с. Модифікована дисперсія Аллана (MDEV) демонструє найкращі результати стабільності (середнє значення 0,008208) з найменшою частиною похибок (0.000031–0.000796) за рахунок кращої чутливості до різних типів шуму. Перекриваюча дисперсія Аллана (ODEV) займає проміжне положення між ADEV та MDEV (мін. 0.001148, макс. 0.043604), забезпечуючи меншу статистичну невизначеність за рахунок інтервалів усереднення. Дисперсія Аддамара (HDEV) показує схожу динаміку зі значеннями від 0.045514 до 0.001092, підтверджуючи оптимальний час вимірювання 512 секунд. Структурна функція Колмогорова демонструє зростання від 0.001350 до 3.444837 із середнім значенням 1.656744.

Для глибшого розуміння характеру флуктуацій було проведено додатковий аналіз структурних функцій Колмогорова різних порядків:

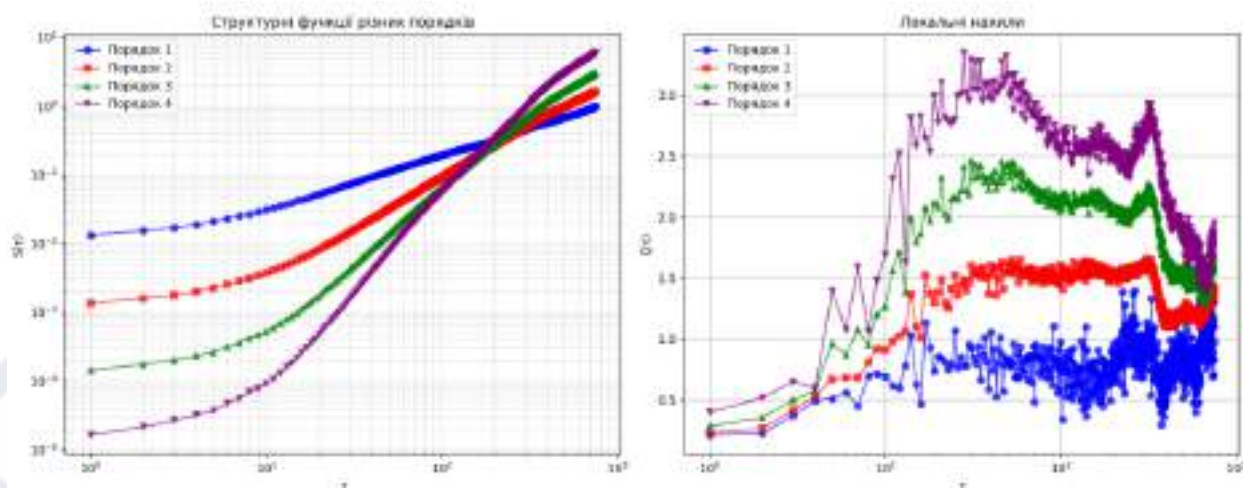


Рис. 3.4. Структурні функції різних порядків та їх локальні нахили

Табл. 3.2 – Результати аналізу структурних функцій різних порядків

Порядок функції	Середній нахил	Мін. нахил	Макс. нахил	Діапазон інваріантності (точки)	Показник масштабування
1	0.835	0.213	1.484	8–748	0.828
2	1.359	0.234	1.657	14–748	1.341
3	1.797	0.285	2.460	11–748	1.777
4	2.200	0.398	3.342	11–748	2.228

Результати аналізу структурних функцій різних порядків (таблиця 3.2) демонструють характер флуктуацій температури на різних часових масштабах. Діапазон інваріантності (8–748 точок) вказує на проміжок часу, де спостерігається стабільна поведінка сигналу – для першого порядку це приблизно від 8 до 748 секунд вимірювань. Середній нахил у логарифмічних координатах зростає з підвищенням порядку функції (від 0.835 для першого порядку до 2.200 для четвертого), що свідчить про посилення впливу флуктуацій на більших часових масштабах. Мінімальні та максимальні значення нахилу показують діапазон варіації локальної поведінки сигналу – наприклад, для функції першого порядку нахил змінюється від 0.213 до 1.484, що вказує на значну неоднорідність флуктуацій температури в часі.

Короткострокова стабільність сенсора ($\tau < 10\text{с}$) характеризується підвищеним рівнем шуму, що відображається у високих початкових значеннях дисперсії. Середньострокова стабільність ($10\text{с} < \tau < 100\text{с}$) показує стійке підвищення точності вимірювань. Довгострокова стабільність ($\tau > 100\text{с}$) досягає оптимуму за 512 секунд.

Аналіз похибок підтверджує найвищу точність MDEV та ODEV порівняно з ADEV та HDEV.

Температурний датчик відзначається типовими характеристиками випадкового блукання, точність яких невід'ємно залежить від утримання часу. Оптимальним режимом роботи є використання усереднення в розділах 256–512 секунд, що забезпечує найкращу стабільність показу і тривалість вимірювання. В результаті комплексного аналізу рекомендовано використання сенсора для вимірювання тривалістю до 8–9 хвилин. Це забезпечити найвищу точність показань. Однак при триваліших вимірюваннях слід врахувати поступове зростання похибки та можливий дрейф.

3.3 Аналіз характеристик шумів температурного сенсора

Для детального розуміння природи шумів у температурному сенсорі було проведено аналіз нахилів графіків для різних методів дисперсії. Як було зазначено в пункті 1.3, кожен тип шуму має характерний нахил на графіку дисперсії, що дозволяє його ідентифікувати. На рис. 3.5 представлено порівняльний аналіз різних методів дисперсії, де чітко видно характерні нахили, що відповідають різним типам шумів. Результати аналізу представлені в таблиці 3.3.

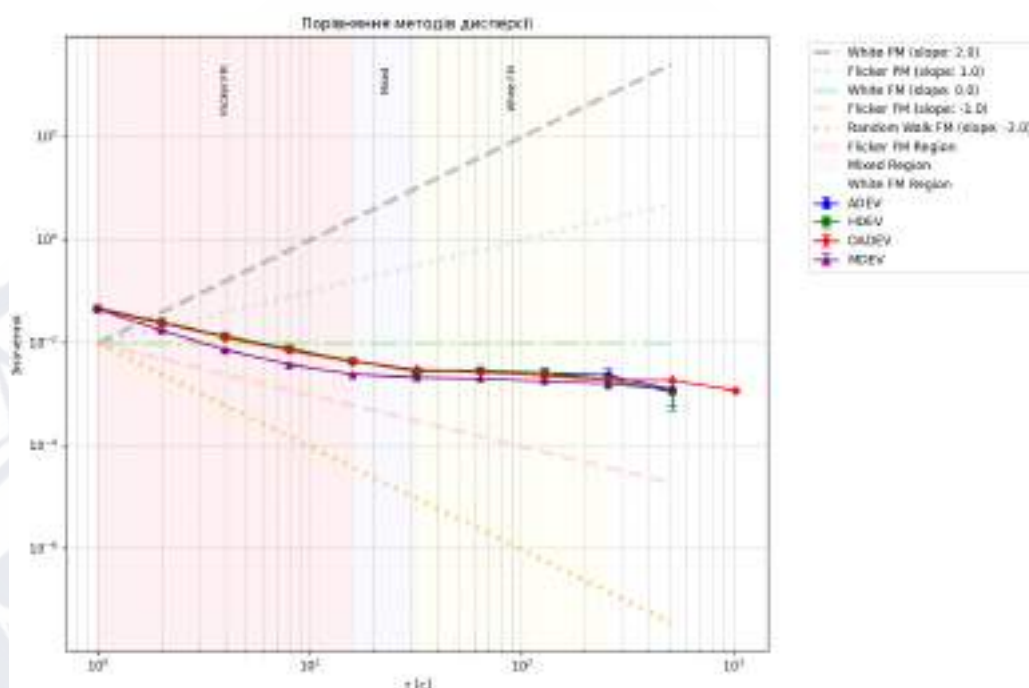


Рис. 3.5. Порівняння різних методів дисперсії та характерні нахили для різних типів шумів

Табл. 3.3 – Порівняльний аналіз нахилів та типів шумів для різних методів

Метод	Часовий інтервал(с)	Нахил (slope)	Домінуючий тип шуму
ADEV	1–8	–0.866	Flicker FM
	32–128	–0.087	White FM
HDEV	1–8	–0.870	Flicker FM
	32–128	–0.047	White FM
	128–512	–0.601	Змішаний тип шуму
OADEV	1–8	–0.885	Flicker FM
	8–32	–0.620	Змішаний тип шуму
	32–512	–0.173	White FM
MDEV	1–4	–1.310	Змішаний тип шуму
	4–16	–0.792	Flicker FM
	16–256	–0.150	White FM
	256–512	–0.399	Змішаний тип шуму

Аналіз отриманих результатів показує декілька характерних особливостей шумової поведінки сенсора:

- На коротких часових інтервалах (1–8 секунд) у системі переважає мерехтіння частоти (Flicker FM) з типовими нахилами близько -0.9 , що підтверджується усіма методами дисперсії, крім MDEV.
- У середньому діапазоні (8–32 секунди) спостерігається перехід до змішаного типу шуму, що характеризується нахилами від -0.6 до -0.8 . Це вказує на одночасну присутність кількох джерел шуму в системі.
- У діапазоні 32–128 секунд спостерігається переважно White FM з характерними нахилами близько -0.15 .

Спільною рисою для всіх методів є присутність Flicker FM на малих часових інтервалах та перехід до White FM на середніх інтервалах. Це свідчить про те, що на коротких проміжках часу в сигналі домінують частотно-залежні флуктуації, тоді як на більших масштабах проявляються більш прості шумові процеси. Модифікована дисперсія Аллана виявилася найбільш чутливою до різних типів шуму, що підтверджується чітким розділенням областей із різними типами шумів.

На рис. 3.6 представлено результати спектрального аналізу. Аналіз виявив характерне спадання спектральної щільності потужності зі збільшенням частоти, що вказує на домінування низькочастотних компонент у досліджуваному сигналі. На низьких частотах (10^{-3} – 10^{-2} Гц) спостерігається плавне спадання спектральної щільності, що відповідає наявності довготривалих змін з періодами від 1000 до 100 секунд. На середніх і високих частотах ($>10^{-2}$ Гц) спадання стає більш стрімким, що свідчить про меншу енергію швидких змін у сигналі. На високих частотах ($>10^{-1}$ Гц, періоди менше 10 секунд) помітні нерегулярні флуктуації, які можуть бути пов'язані з наявністю випадкового шуму в системі.



Рис. 3.6 – Спектральна щільність потужності сигналу

Варто відзначити, що результати спектрального аналізу добре узгоджуються з даними, отриманими методами дисперсії. Зокрема, присутність випадкового шуму на високих частотах підтверджується переходом до White FM на відповідних часових масштабах у дисперсійному аналізі. Такий характер спектру є типовим для багатьох природних та технічних систем, де довготривалі зміни мають більший вплив на динаміку системи порівняно з короткочасними флуктуаціями.

3.4 Результати експериментів та їх аналіз

На основі проведених експериментальних досліджень було проаналізовано два набори даних, які зображені на рисунках 3.1 і 3.2, з використанням різних методів оцінки стабільності. Результати аналізу представлені на рис. 3.7 та рис. 3.8.

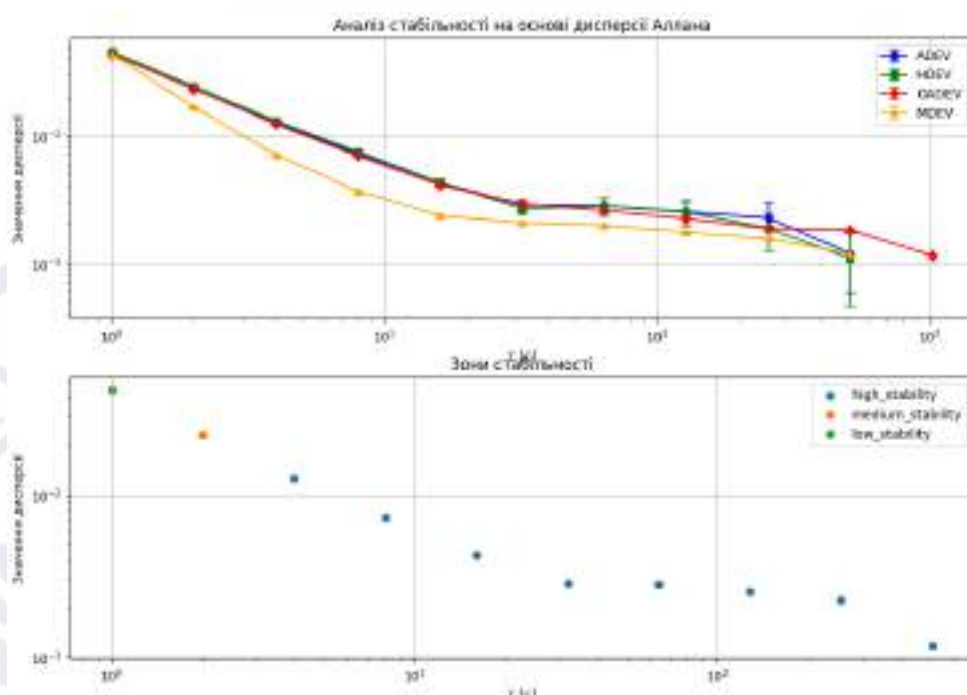


Рис. 3.7. Аналіз стабільності на основі дисперсії Аллана для першого набору даних

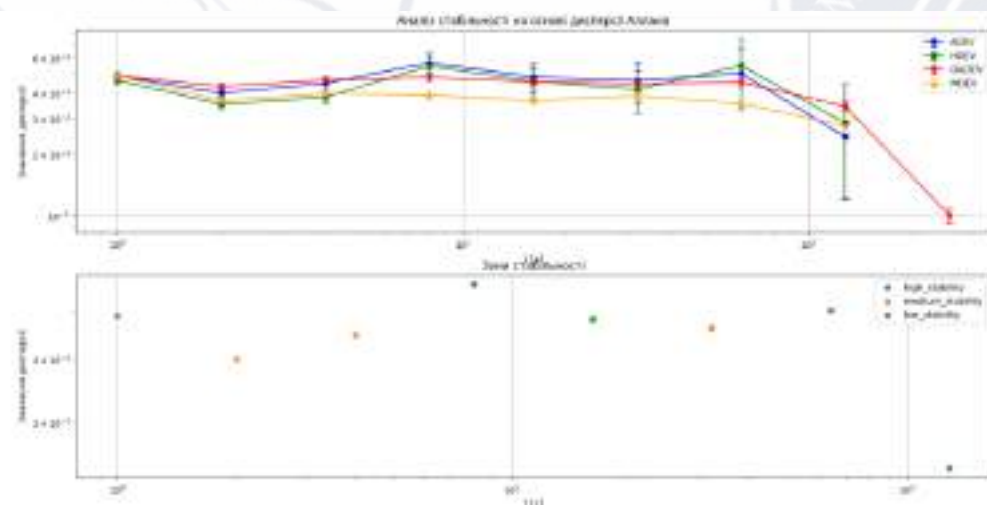


Рис. 3.8. Аналіз стабільності на основі дисперсії Аллана для другого набору даних

Для систематизації отриманих результатів було проведено порівняльний аналіз основних метрик стабільності для обох наборів даних, представлений у таблиці 3.4.

Табл. 3.4 – Порівняльний аналіз методів для різних наборів даних

Метрика	Набір даних 1	Набір даних 2
ADEV (мін/макс/сер)	0.001192/0.043604/0.010264	0.024353/0.056410/0.044816
HDEV (мін/сер)	0.001092/0.010572	0.028466/0.043106
OADEV (мін/сер)	0.001148/0.009350	0.010001/0.040684
MDEV (мін/сер)	0.001186/0.008208	0.027667/0.037912
Коефіцієнт стабільності	0.786104	0.361681
Коефіцієнт варіації	0.966880	0.374127

Проведення детального аналізу першого набору даних, який зображений на рис. 3.7 демонструє високу стабільність системи, що підтверджується наявністю 8 точок високої стабільності для всіх методів дисперсії та мінімальними значеннями дисперсії близько 0.001. При цьому метод MDEV показав найкращі результати з середнім значенням 0.008208, а всі методи продемонстрували схожу динаміку зниження дисперсії. Коефіцієнт стабільності 0.786104 вказує на високу надійність вимірювань.

Аналіз другого набору даних (рис. 3.8) показує знижену стабільність системи, де переважають зони середньої та низької стабільності, а мінімальні значення дисперсії вищі на порядок (0.024–0.028). MDEV знову демонструє найкраще середнє значення 0.037912, хоча спостерігається значне збільшення дисперсії порівняно з першим набором. Коефіцієнт стабільності знизився до 0.361681.

Порівняльний аналіз обох наборів даних дозволяє зробити наступні висновки:

1. Стабільність вимірювань:

- перший набір даних демонструє значно кращу стабільність з коефіцієнтом 0.786104;
- другий набір показує підвищену варіативність та нижчу стабільність (0.361681);
- MDEV залишається найбільш надійним методом оцінки для обох наборів.

2. Практичні рекомендації:

- оптимальний час усереднення для досягнення найкращої стабільності сенсора становить 256–512 секунд;
- рекомендована тривалість безперервного вимірювання впродовж 8–9 хвилин. Це впливає з оптимального часу усереднення;
- необхідність періодичного калібрування при тривалих вимірюваннях.
- використання MDEV для найбільш точної оцінки стабільності. Аналіз різних методів дисперсій показав, що модифікована дисперсія Аллана забезпечує найточнішу оцінку стабільності сенсора в порівнянні з іншими методами.

Результати експериментів підтверджують, що температурний сенсор BMP280 демонструє високу стабільність в нормальних умовах експлуатації (перший набір даних), але може показувати значне погіршення характеристик при стрес-тестуванні (другий набір даних). Це вказує на необхідність врахування умов експлуатації та впровадження додаткових методів контролю стабільності при використанні сенсора в критичних застосуваннях.

3.5 Алгоритм прогнозування відмов обладнання

Підтвердивши ефективність і коректність використання дисперсії Аллана для аналізу стабільності та характеристик шуму температурного сенсора, можна перейти до наступного кроку – розробки алгоритму прогнозування відмов обладнання. Метою цього алгоритму є завчасне

виявлення потенційних відмов датчика шляхом комплексного аналізу характеристик шумів та стабільності сигналу температурного сенсора.

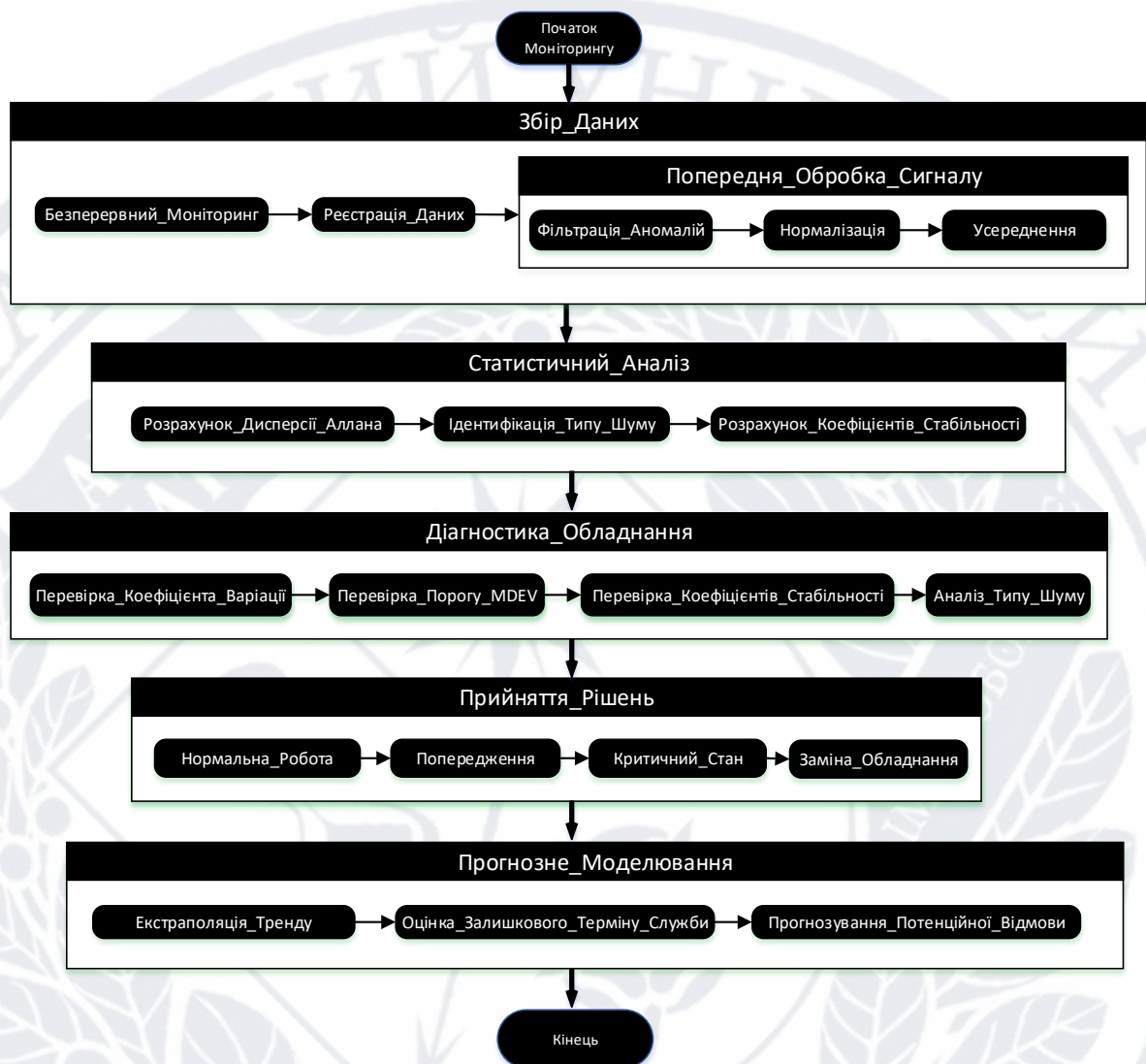


Рис. 3.9. Структурна схема алгоритму прогнозування відмов обладнання

Структура алгоритму складається з наступних основних етапів:

1. Збір даних:

- первинні дані збираються через безперервний моніторинг температурного датчика, реєстрацію вимірювань та формування бази вхідних даних;
- виявлення раптової втрати даних, що може свідчити про обрив або вихід сенсора з ладу.

2. Попередня обробка сигналу - фільтрація аномалій, нормалізація вхідних даних та встановлення базового рівня сигналу, усереднення.

3. Статистичний аналіз:

- розрахунок дисперсії Аллана для ідентифікації типів шуму;
- оцінка коефіцієнтів стабільності сигналу;
- моніторинг раптового зникнення дисперсії Аллана, що може бути ознакою обриву сигналу сенсора;
- виявлення різких змін у значеннях дисперсії, що може вказувати на зміну сигналу якимось джерелом шуму.

4. Діагностика обладнання:

- перевірка коефіцієнта варіації та порогових значень MDEV;
- аналіз поступових змін у стабільності коефіцієнтів як наслідок старіння компонентів;
- виявлення аномальних змін у статистичних характеристиках сигналу, що можуть свідчити про пошкодження або заміну сенсора.

5. Прийняття рішень - оцінка стану роботи, формування попереджень, ідентифікація критичних станів та прийняття рішення про заміну або технічне обслуговування сенсора.

6. Прогнозне моделювання - екстраполяція поточних трендів, оцінка залишкового терміну служби та прогнозування потенційних відмов.

Очікувані результати включають підвищення рівня надійності системи, мінімізацію ризиків відмов та оптимізацію рівня технічного обслуговування, разом з тим, алгоритм обмежується деякими чинниками, зокрема, його залежність від специфіки устаткування.

В цілому, запропонований підхід ілюструє комплексний аналіз стану устаткування на основі моніторингу температурних ключових точок, що є корисним як для своєчасного виявлення «джерел проблем», так і можливості реагування на них відповідними діями.

3.6 Висновки до розділу 3

Експериментальне дослідження, проведене в даній роботі, дозволило оцінити стабільність роботи температурного сенсора BMP280 в кіберфізичній системі.

Аналіз різних методів оцінки стабільності, які використані в практичній частині продемонстрували високу ефективність до діагностики сенсорів. Зокрема, метод модифікованої дисперсії Аллана (MDEV) показав найбільш точні результати, забезпечуючи мінімальні похибки вимірювань. Отримані експериментальні дані температури підтвердили, що сенсор демонструє хорошу стабільність в нормальних режимах експлуатації, з коефіцієнтом стабільності до 0,786. Проте, при моделюванні критичних ситуацій, зокрема різких змін температури та втрати живлення, спостерігалось значне погіршення характеристик стабільності з коефіцієнтом до 0,362.

Аналіз шумових характеристик сенсора виявив переважання флікер-шуму на коротких часових інтервалах та перехід до білого шуму на середніх масштабах. Це свідчить про комплексний характер джерел шуму в системі, що необхідно враховувати при подальшій розробці систем та експлуатації.

За результатами досліджень сформовано рекомендації щодо оптимального режиму роботи сенсора (усереднення 256-512 с) та максимальної тривалості безперервних вимірювань (до 8-9 хв) для забезпечення високої точності. Запропоновано алгоритм прогнозування відмов, що базується на комплексному аналізі стабільності та шумових характеристик.

Загалом, проведене дослідження підтвердило ефективність розробленої методики для діагностики стану температурних сенсорів у складі кіберфізичних систем.

ВИСНОВКИ

У кваліфікаційній роботі досліджено стабільність процесів у кіберфізичних системах за допомогою сучасних методів математичного аналізу.

Розроблено систему моніторингу на базі ESP8266 із сенсором BMP280 для збору кліматичних даних, яка забезпечила ефективний збір для аналізу.

Запропонований підхід дозволив оцінити надійність сенсорів, виявити параметри стабільності та запропонувати методи оптимізації роботи. Експериментально підтверджено здатність системи до стабільного функціонування та точних вимірювань.

Отримані результати мають практичне значення, оскільки запропонований підхід дозволяє завчасно виявляти потенційні несправності в системах клімат-контролю та вживати своєчасних заходів для підвищення їх надійності та ефективності функціонування. Розроблені методики та алгоритми можуть бути використані як при проектуванні нових, так і для модернізації існуючих кіберфізичних систем моніторингу.

СПИСОК ВИКОРИСТАНИХ ДЖЕРЕЛ

- 1 Мельник А. Кіберфізичні системи: проблеми створення та напрями розвитку. Вісник Національного університету "Львівська політехніка": Комп'ютерні системи та мережі. 2014. № 806.
- 2 Ван Чунжі, Яцишин С.П., Лиса О.В., Мідик А-В.В. Кіберфізичні системи та їх програмне забезпечення. Вимірювальна техніка та метрологія. 2018. № 79(1).
- 3 Кожедуб, Ю., Крамська, Ю., Гирда, В. Аналіз впливу людського фактору на кіберфізичну систему. Information Technology and Security. 2020. Vol. 8, № 1(14). - С. 102-115. doi: <https://doi.org/10.20535/2411-1031.2020.8.1.218013>
- 4 М. Бешлей, Ю. Шкоропад, Г. Бешлей. Розробка кіберфізичної системи для автоматизації та керування інтернетом речей з використанням платформи home assistant // «Інфокомунікаційні технології та електронна інженерія», Вип. 4, № 1, 2024 р. С. 20–30.
- 5 N. Zirkind. Allan Variance Calculation for Nonuniformly Spaced Input Data // "Technical Report ARWSE-TR-14011, U.S. Army Armament Research, Development and Engineering Center, Weapons and Software Engineering Center, Picatinny Arsenal, New Jersey"", 2015, с. 38. URL: <https://apps.dtic.mil/sti/tr/pdf/ADA616850.pdf>
- 6 Rissanen J. Kolmogorov's Structure Function for Probability Models. ITW2002, Bangalore, India. 2002.
- 7 Riley W.J. Handbook of Frequency Stability Analysis. 2008.
- 8 Marusenкова T. Analysis of the influence of sample rates on the allan variance. Вісник Національного університету «Львівська політехніка». Інформаційні системи та мережі. 2019. Вип. 5.
- 9 Крижановський В. Г., Комаров В. Ф., Сергієнко С. П., Загоруйко Л. В.. Використання дисперсії Аллана для ідентифікації нормальної роботи

сенсорних вузлів // «Вісник Вінницького політехнічного інституту» № 3 (156), 2021 р. –С. 78–83.

- 10 Котелянець В.В. Інформаційна технологія моніторингу навколишнього середовища на базі концепції інтернету речей: дисертація; Черкас. держ. тех. ун-т. Черкаси: ЧДТУ, 2019. 20 с., URL:<https://er.chdtu.edu.ua/bitstream/ChSTU/67/1/aref.pdf> (дата звернення: 20.10.2024).
- 11 Жураковський Б.Ю., Зенів І.О. Технології інтернету речей: навчальний посібник. Київ, 2021. 271 с.
- 12 Kumar Y., Mahajan M., "Intelligent Behavior Of Fog Computing With IOT For Healthcare System", International Journal Of Scientific & Technology Research, vol. 8, no. 07, July 2019, ISSN 2277–8616
- 13 Implemented statistics functions. allantools Documentation. URL: <https://allantools.readthedocs.io/en/latest/functions.html>
- 14 Ємець К. Методи прогнозування часових рядів з вираженою сезонністю на основі трансформерів. Herald of Khmelnytskyi National University. Technical Sciences. 2024. №333(2).
- 15 Bregni S. Twenty-Five Years of Applications of the Modified Allan Variance in Telecommunications. IEEE Trans. on Ultrasonics, Ferroelectrics, and Frequency Control. 2016. Vol. 63, No. 4.
- 16 Sneeuw N. Analysis of Geodetic Time Series Using Allan Variances. Stuttgart, 2010.
- 17 Рудик А.В. Зв'язок точності оцінювання постійної складової похибки МЕМС акселерометрів з варіацією Аллана. Вісник ПДТУ. 2017. Вип. 35.
- 18 Крижановський В. Г., Комаров В.Ф., Сергієнко С.П., «Безпека сенсорів в кіберфізичних системах» // Міжн. науково-техн. конф. "Вимірювальна та обчислювальна техніка в технологічних процесах" (ВОТТП-2021), Одеса, 2021, 3 с

- 19 Draganová K., Moucha V., Volcko T., Semrád K. Non-Stationary Noise Analysis of Magnetic Sensors using Allan Variance. *Acta Physica Polonica*. 2017. Vol. 131(4).
- 20 Дяченко Д. О., Кайда В. В., Левченко А. О., Міхаль О. П. Методи функціонування пристроїв IoT з використанням машинного навчання // "Системи управління, навігації та зв'язку. № 2", ХНТУР, Харків, Україна 2024, 4 с.
- 21 Python. Official Website. URL: <https://www.python.org/>
- 22 IoT Analytics 2023. "State of IoT Spring 2023: Number of connected IoT devices worldwide 2019-2024" URL: <https://iot-analytics.com/number-connected-iot-devices/> (дата звернення: 27.10.2024)
- 23 Ab Rahman R., Hashim U. R., Ahmad S. (2020). IoT based temperature and humidity monitoring framework. *Bulletin of Electrical Engineering and Informatics*, 9(1), 229-237. doi: 10.11591/eei.v9i1.1557BMP280
- 24 Bosch Sensortec. BMP280 Digital Pressure Sensor : datasheet. Germany : Bosch, 2015. 48 с.
- 25 Atlam H., Walters R. J., Wills G. B., "Fog Computing and the Internet of Things: A Review", *Big Data Cogn. Comput.*, vol. 2, no. 2, pp. 10, 2018, URL: <https://doi.org/10.3390/bdcc2020010>.
- 26 The Kolmogorov Theory of Turbulence. URL: <https://cfdisraelblog.com/2024/01/14/the-kolmogorov-theory-of-turbulence/> (дата звернення: 19.10.2024)
- 27 Мельник А., "Кіберфізичні системи: проблеми створення та напрями розвитку", *Вісник Національного університету "Львівська політехніка": Комп'ютерні системи та мережі*, № 806, с. 154-161, 2014.
- 28 Крижановський, В. Г., & Сергієнко, С. П. (2019). До практичної реалізації пристроїв Інтернету речей (IoT): навчально-методичний посібник. Вінниця: ДонНУ імені Василя Стуса. 61 с.

- 29 Vereshchagin N., Paul M. B. Vitányi. "Kolmogorov's Structure Functions and Model Selection." IEEE Transactions on Information Theory 50.12 (2004): 3265-3290.
- 30 Inertial Sensor Noise Analysis Using Allan Variance. URL: <https://www.mathworks.com/help/nav/ug/inertial-sensor-noise-analysis-using-allan-variance.html#d126e9294> (дата звернення: 28.09.2024)
- 31 Krizhanovski V., Komarov V., Serhiienko S. "Application of Allan variance for data control in sensor networks," 2021 IEEE 4th International Conference on Advanced Information and Communication Technologies (AICT), 2021, pp. 88-91
- 32 Гумен М. Б., Аналіз випадкових процесів / М. Б. Гумен, В. М. Співак. С. К. Мещанінов, Г.Г. Власюк // Основи теорії процесів в інформаційних системах. Київ. «Кафедра», 2017– 328 с.
- 33 Штовба С. Д., Козачко О. М.. Machine Learning: стартовий курс. Вінниця, 2020. 80 с.
- 34 Крижановський, В. Г., Сергієнко, С. П., Чернов, Д. В. Безпека інтернету речей (IoT). Захист особистого життя людини: навчально-методичний посібник. Вінниця: ДонНУ імені Василя Стуса, 2020. 128 с.
- 35 Amjad A., Azam F., Anwar M. W., Butt W. H.. A Systematic Review on the Data Interoperability of Application Layer Protocols in Industrial IoT // IEEE Access. 2021. URL: 10.1109/ACCESS.2021.3094763
- 36 Розанов І. С., Сергієнко С. П., Чернов Д. В. Методичні вказівки до виконання лабораторних робіт з курсу Інтернет речей. Вид. 2-ге, випр. і доп. Вінниця: ДонНУ імені Василя Стуса, 2020. 64 с.
- 37 Бахрушин В.С. Методи аналізу даних // Запоріжжя 2011. – 268 с.
- 38 Крижановський, В. Г., & Сергієнко, С. П. (2020). Енергоефективні пристрої Інтернету речей (IoT): навчально-методичний посібник. Вінниця: ДонНУ імені Василя Стуса. 63 с.
- 39 Росолик Д.А.. (2024). Оцінка стабільності вимірювань датчика DS18B20 методом дисперсії Аллана та аналіз впливу шуму. III Міжнародний

науково-практичній конференції "Прикладні аспекти сучасних міждисциплінарних досліджень". ДонНУ імені Василя Стуса.

40 Said A. M., Yahyaoui A., Abdellatif T. (2021). Efficient Anomaly Detection for Smart Hospital IoT Systems. *Sensors*, 1(0). doi: 10.3390/s21101950

41 Сурков, Є. Ф., Шпак, О. І. (2023). Дослідження параметрів сучасної системи клімат-контролю в офісних приміщеннях. *Computer Systems and Networks*, 5(1). doi: <https://doi.org/10.23939/csn2023.01.125>

ДОДАТОК А

```

import numpy as np
import matplotlib.pyplot as plt
from datetime import datetime, timedelta
import allantools

def plot_temperature_data(name1, name2):
    bmp280_data = np.loadtxt(name1)
    bmp280_data_an = np.loadtxt(name2)
    bmp280_time = np.arange(len(bmp280_data)) * 6
    bmp280_time_an = np.arange(len(bmp280_data_an)) * 6
    total_duration_bmp280 = len(bmp280_data) * 6
    total_duration_bmp280_an = len(bmp280_data_an) * 6

    print(f"Загальна тривалість даних BMP280: {total_duration_bmp280} секунд")
    print(f"Загальна тривалість даних BMP280_an: {total_duration_bmp280_an} секунд")

    fig, (ax1, ax2) = plt.subplots(2, 1, figsize=(12, 8))
    ax1.plot(bmp280_time, bmp280_data, label='BMP280', alpha=0.7)
    ax1.set_xlabel("Час (секунди)")
    ax1.set_ylabel("Температура (°C)")
    ax1.set_title("Дані вимірювань температури BMP280")
    ax1.legend()
    ax1.grid(True)
    ax1.set_xlim(0, total_duration_bmp280)

    ax2.plot(bmp280_time_an, bmp280_data_an, label='BMP280_an', alpha=0.7)
    ax2.set_xlabel("Час (секунди)")
    ax2.set_ylabel("Температура (°C)")
    ax2.set_title("Дані вимірювань температури BMP280_an")
    ax2.legend()
    ax2.grid(True)
    ax2.set_xlim(0, total_duration_bmp280_an)

    plt.tight_layout()
    plt.show()

def calculate_adev(data):

```

```

taus, adevs, aerrors, ns = allantools.adev(data)
return taus, adevs, aerrors

```

```

def calculate_hdev(data):
    taus, hdevs, herrors, ns = allantools.hdev(data)
    return taus, hdevs, herrors

```

```

def calculate_oadev(data):
    taus, oadevs, oerrors, ns = allantools.oadev(data)
    return taus, oadevs, oerrors

```

```

def calculate_mdev(data):
    taus, mdevs, merrors, ns = allantools.mdev(data)
    return taus, mdevs, merrors

```

```

def analyze_and_plot(data):
    # Розрахунки для всіх методів
    taus_adev, adevs, aerrors = calculate_adev(data)
    taus_hdev, hdevs, herrors = calculate_hdev(data)
    taus_oadev, oadevs, oerrors = calculate_oadev(data)
    taus_mdev, mdevs, merrors = calculate_mdev(data)

    # Виведення результатів у консоль
    print("Результати аналізу:")
    print("\n1. Класична дисперсія Аллана (ADEV):")
    for tau, adev, error in zip(taus_adev, adevs, aerrors):
        print(f"{tau:8.2f} | {adev:10.6f} | {error:10.6f}")

    print("\n2. Дисперсія Адамара (HDEV):")
    for tau, hdev, error in zip(taus_hdev, hdevs, herrors):
        print(f"{tau:8.2f} | {hdev:10.6f} | {error:10.6f}")

    print("\n3. Перекриваюча дисперсія Аллана (OADEV):")
    for tau, oadev, error in zip(taus_oadev, oadevs, oerrors):
        print(f"{tau:8.2f} | {oadev:10.6f} | {error:10.6f}")

    print("\n4. Модифікована дисперсія Аллана (MDEV):")
    for tau, mdev, error in zip(taus_mdev, mdevs, merrors):
        print(f"{tau:8.2f} | {mdev:10.6f} | {error:10.6f}")

    fig, ax = plt.subplots(figsize=(10, 8))

```

```

ax.errorbar(taus_adev, adevs, yerr=aerrors, fmt='o-', color='blue', capsize=4,
label='ADEV')
ax.errorbar(taus_hdev, hdevs, yerr=herrors, fmt='s-', color='green', capsize=4,
label='HDEV')
ax.errorbar(taus_odev, odevs, yerr=oerrors, fmt='d-', color='red', capsize=4,
label='OADEV')
ax.errorbar(taus_mdev, mdevs, yerr=merrors, fmt='^-', color='purple', capsize=4,
label='MDEV')

```

```

ax.set_xscale('log')
ax.set_yscale('log')
ax.set_xlabel(r"$\tau$ [с]")
ax.set_ylabel(r"Значення")
ax.set_title('Порівняння ADEV, HDEV, OADEV та MDEV')
ax.grid(True, which='both', linestyle='--', alpha=0.7)
ax.legend()
plt.show()

```

```

def calculate_kolmogorov_sf(data, max_order=4):

```

```

    n = len(data)
    max_tau = n // 4
    taus = np.arange(1, max_tau)
    sf_dict = {}
    slopes_dict = {}

```

```

    # Перевірка валідності вхідних даних

```

```

    if not np.all(np.isfinite(data)):
        data = data[np.isfinite(data)]
        if len(data) < max_tau:
            return taus, {}, {}

```

```

    for order in range(1, max_order + 1):
        sf = np.zeros(len(taus))
        for i, tau in enumerate(taus):
            if tau >= len(data):
                break
            diff = np.abs(data[tau:] - data[:-tau])
            valid_diff = diff[np.isfinite(diff)]
            if len(valid_diff) > 0:
                sf[i] = np.mean(valid_diff ** order)

```

```

else:
    sf[i] = np.nan

sf_dict[order] = sf

# Обчислення нахилів тільки для валідних даних
slopes = np.zeros(len(taus) - 1)
for i in range(len(taus) - 1):
    if np.isfinite(sf[i]) and np.isfinite(sf[i + 1]) and taus[i] > 0 and taus[i + 1] >
taus[i]:
        dx = np.log10(taus[i + 1]) - np.log10(taus[i])
        dy = np.log10(sf[i + 1]) - np.log10(sf[i])
        if dx > 0: # захист від ділення на нуль
            slopes[i] = dy / dx
        else:
            slopes[i] = np.nan
    else:
        slopes[i] = np.nan

slopes_dict[order] = slopes[~np.isnan(slopes)] # зберігаємо тільки валідні
нахили

return taus, sf_dict, slopes_dict

def analyze_kolmogorov_sf(taus, sf_dict, slopes_dict):
    print("\nАналіз структурних функцій Колмогорова:")
    print("-" * 50)

    for order in sf_dict.keys():
        sf = sf_dict[order]
        slopes = slopes_dict[order]

        print(f"\nСтруктурна функція порядку {order}:")
        print(f"Середній нахил: {np.mean(slopes):.3f}")
        print(f"Мінімальний нахил: {np.min(slopes):.3f}")
        print(f"Максимальний нахил: {np.max(slopes):.3f}")

        scaling_range = np.where((slopes > (slopes.mean() - slopes.std())) &
                                (slopes < (slopes.mean() + slopes.std())))[0]
        if len(scaling_range) > 0:

```

```

    print(f'Діапазон масштабної інваріантності: {taus[scaling_range[0]]}-
    {taus[scaling_range[-1]]} точок")
    print(f'Показник масштабування в цьому діапазоні:
    {np.mean(slopes[scaling_range]):.3f}")

```

```

def plot_extended_kolmogorov_analysis(taus, sf_dict, slopes_dict):
    fig, (ax1, ax2) = plt.subplots(1, 2, figsize=(12, 6))

```

```

    colors = ['blue', 'red', 'green', 'purple']
    markers = ['o', 's', '^', 'v']

```

```

    for i, (order, sf) in enumerate(sf_dict.items()):
        ax1.plot(taus, sf, f'{markers[i]}-', color=colors[i],
            label=f'Порядок {order}', alpha=0.7)

```

```

    ax1.set_xscale('log')
    ax1.set_yscale('log')
    ax1.set_xlabel('τ')
    ax1.set_ylabel('S(τ)')
    ax1.set_title('Структурні функції різних порядків')
    ax1.grid(True, which='both', linestyle='--', alpha=0.5)
    ax1.legend()

```

```

    for i, (order, slopes) in enumerate(slopes_dict.items()):
        ax2.plot(taus[:-1], slopes, f'{markers[i]}-', color=colors[i],
            label=f'Порядок {order}', alpha=0.7)

```

```

    ax2.set_xscale('log')
    ax2.set_xlabel('τ')
    ax2.set_ylabel('ζ(τ)')
    ax2.set_title('Локальні нахили')
    ax2.grid(True)
    ax2.legend()
    plt.tight_layout()
    plt.show()

```

```

def add_noise_reference_lines(ax, tau_min, tau_max):
    tau = np.logspace(np.log10(tau_min), np.log10(tau_max), 100)

```

```

    slopes = {

```

```

'White PM': -1.0,
'Flicker PM': -1.0,
'White FM': -0.5,
'Flicker FM': 0.0,
'Random Walk FM': 0.5
}
styles = {
'White PM': '--',
'Flicker PM': ':',
'White FM': '-.',
'Flicker FM': '--',
'Random Walk FM': ':'
}
colors = {
'White PM': 'gray',
'Flicker PM': 'lightblue',
'White FM': 'lightgreen',
'Flicker FM': 'pink',
'Random Walk FM': 'orange'
}
for noise_type, slope in slopes.items():
    mid_point = np.mean(ax.get_ylim())
    reference = mid_point * (tau / tau[0]) ** slope
    ax.plot(tau, reference, styles[noise_type], color=colors[noise_type],
            alpha=0.5, label=f'{noise_type} (slope: {slope})', linewidth=3.5)

def _identify_stability_zones(self, taus, devs, errors):
    stability_zones = {
        'high_stability': [],
        'medium_stability': [],
        'low_stability': []
    }

    normalized_devs = (devs - np.min(devs)) / (np.max(devs) - np.min(devs))

    for i, (tau, dev, norm_dev) in enumerate(zip(taus, devs, normalized_devs)):
        if norm_dev < 0.3:
            stability_zones['high_stability'].append((tau, dev))
        elif norm_dev < 0.7:
            stability_zones['medium_stability'].append((tau, dev))
        else:

```

```

    stability_zones['low_stability'].append((tau, dev))

    return stability_zones

def _calculate_stability_score(self, devs):
    normalized_devs = (devs - np.min(devs)) / (np.max(devs) - np.min(devs))
    stability_score = 1 - np.mean(normalized_devs)
    return stability_score

def plot_stability_analysis(data):
    taus_adev, adevs, aerrors = calculate_adev(data)
    taus_hdev, hdevs, herrors = calculate_hdev(data)
    taus_odev, odevs, oerrors = calculate_odev(data)
    taus_mdev, mdevs, merrors = calculate_mdev(temperature_data)

    fig = plt.figure(figsize=(10, 6)) # розмір фігури
    ax1 = fig.add_subplot(111)

    ax1.errorbar(taus_adev, adevs, yerr=aerrors, fmt='o-', color='blue', capsize=4,
label='ADEV')
    ax1.errorbar(taus_hdev, hdevs, yerr=herrors, fmt='s-', color='green', capsize=4,
label='HDEV')
    ax1.errorbar(taus_odev, odevs, yerr=oerrors, fmt='d-', color='red', capsize=4,
label='OADEV')
    ax1.errorbar(taus_mdev, mdevs, yerr=merrors, fmt='^-', color='purple',
capsize=4, label='MDEV')

    taus_kolm, sf_dict, slopes_dict = calculate_kolmogorov_sf(data)
    add_noise_reference_lines(ax1, min(taus_adev), max(taus_adev))

    ax1.set_xscale('log')
    ax1.set_yscale('log')
    ax1.set_xlabel(r"$\tau$ [c]")
    ax1.set_ylabel("Значення")
    ax1.set_title('Порівняння методів дисперсії')
    ax1.grid(True, which='both', linestyle='--', alpha=0.7)
    ax1.legend(bbox_to_anchor=(1.05, 1), loc='upper left')
    plt.tight_layout()
    plt.show()

    analyze_kolmogorov_sf(taus_kolm, sf_dict, slopes_dict)
    plot_extended_kolmogorov_analysis(taus_kolm, sf_dict, slopes_dict)

```

```
if __name__ == "__main__":  
    try:  
        data_path1 = r'C:\...\DATA_BMP280.txt'  
        data_path2 = r'C:\...\DATA_BMP280_an.txt'  
  
        plot_temperature_data(data_path1, data_path2)  
  
        input("Enter для відображення графіків аналізу Аллана...")  
        temperature_data = np.loadtxt(data_path2)  
        analyze_and_plot(temperature_data)  
  
        input("Enter для відображення графіків аналізу стабільності...")  
        plot_stability_analysis(temperature_data)  
  
    except Exception as e:  
        print(f"\nКритична помилка: {str(e)}")
```