



ДОСЛІДЖЕННЯ МЕТОДІВ АНАЛІЗУ СИГНАЛІВ З ПОВНИМ АБО ЧАСТКОВИМ ПЕРЕКРИТТЯМ У СУЧАСНИХ ІНФОРМАЦІЙНО-КОМУНІКАЦІЙНИХ СИСТЕМАХ

І. Горбатий [ORCID: 0000-0001-6495-192X], О. Усатий [ORCID: 0009-0007-3470-702X]

Національний університет “Львівська політехніка”, вул. С. Бандери, 12, Львів, 79013, Україна

Відповідальний за рукопис: Олександр Усатий (e-mail: oleksandr.a.usaty@lpnu.ua).

(Подано 1 Липня 2025)

У статті розглянуто сучасні методи розпізнавання та аналізу радіосигналів з частковим і повним спектральним перекриттям, що становлять одну із ключових і водночас найскладніших проблем у сфері радіомоніторингу, телекомунікацій та технічної розвідки. Описано теоретичні основи та практичні аспекти застосування методу швидкого перетворення Фур'є, методу аналізу головних компонент та методу аналізу незалежних компонент для розділення, ідентифікації та класифікації сигналів у складних умовах. Метод швидкого перетворення Фур'є показав високу ефективність під час оброблення частково перекритих сигналів, оскільки дає змогу визначати основні частотні компоненти навіть за низького співвідношення потужності сигналу до потужності шуму та за наявності значних завад. Для повного спектрального перекриття запропоновано комбінований підхід, що поєднує аналіз головних компонент та аналіз незалежних компонент, який забезпечує попередню декореляцію сигналів та їх подальше розділення за критерієм статистичної незалежності. Ключовим удосконаленням є впровадження критерію спектральної ентропії, що ґрунтується на оцінюванні рівня хаотичності енергетичного розподілу сигналу в частотній області. Високі значення ентропії свідчать про значну зашумленість або випадкову структуру, тоді як низькі вказують на наявність виражених частотних компонент. Використання цього критерію дає змогу автоматично відбирати найінформативніші компоненти, видаляючи малозначущі шумові складові та зменшуючи обчислювальні витрати. Виконано серію числових експериментів, кількісну оцінку точності розділення сигналів, проаналізовано вплив рівня шуму та ступеня перекриття спектрів на кінцеві результати. Запропонований підхід може бути адаптований для широкого спектра завдань, зокрема для автоматизованих комплексів технічного моніторингу, систем радіорозвідки та засобів виявлення малопомітних сигналів. Отримані висновки підтверджують доцільність його використання в адаптивних системах цифрової обробки сигналів нового покоління та перспективність для створення інтелектуальних алгоритмів радіомоніторингу.

Ключові слова: розпізнавання сигналів, часткове та повне перекриття, швидке перетворення Фур'є, аналіз головних компонентів, аналіз незалежних компонентів, спектральна ентропія.

УДК: 621.39

Вступ

Розпізнавання радіосигналів залишається однією із критичних задач у системах радіомоніторингу, радіоелектронної боротьби та радіоелектронної розвідки. Проблема перекриття сигналів виникає, коли два або більше сигналів перекриваються у часовій чи часово-частотній областях.

Сучасні системи радіомоніторингу стикаються із викликами, пов'язаними з високим рівнем зашумлення та нестабільністю середовища передавання даних [1]. Методи спектрального аналізу, такі як швидке перетворення Фур'є (ШПФ), надають можливість ефективно ідентифікувати сигнали з частковим перекриттям, забезпечуючи точне визначення їх частотних характеристик [2]. Проте для випадків повного перекриття необхідно застосовувати складніші статистичні методи, такі як аналіз головних компонентів (англ. Principal Component Analysis, PCA) та аналіз незалежних компонентів (англ. Independent Component Analysis, ICA) [3].

PCA є ефективним методом для зменшення розмірності даних та усунення кореляцій між сигналами, що дають змогу виділити найзначущі ознаки [4]. Своєю чергою, ICA забезпечує розділення незалежних сигналів, навіть у разі значного рівня взаємного перекриття [5]. Гібридні підходи, які поєднують PCA та ICA, демонструють високу ефективність у задачах розпізнавання та розділення сигналів [6].

Отже, поєднання методів ШПФ, PCA та ICA забезпечує досягнення високої точності під час оброблення та класифікації перекритих сигналів у складних умовах [7–10].

Однак класичні методи мають певні обмеження, зокрема в умовах високого співвідношення потужності шуму до потужності сигналу або за близьких частот сигналів. У таких випадках PCA може відібрати компоненти із високою енергією, які не несуть корисної інформації. З метою підвищення точності розділення сигналів у цій роботі запропоновано використовувати спектральну ентропію як додатковий критерій інформативності компонент PCA. Такий підхід забезпечує ефективне відсіювання шумових складових навіть перед застосуванням ICA, що є одним із елементів наукової новизни цієї роботи.

2. Аналіз та постановка задачі

У сучасних системах радіомоніторингу дедалі частіше виникає необхідність виявлення та ідентифікації сигналів, що перекриваються у часовій або частотній областях. Таке перекриття може бути як частковим – коли сигнали зберігають окремі спектральні компоненти, так і повним – коли джерела сигналів змішуються у спільному частотно-часовому просторі. У подібних умовах класичні методи спектрального аналізу, зокрема ШПФ, виявляються недостатньо ефективними. В умовах повного або часткового перекриття постають такі завдання:

- Виявлення наявності слабких або прихованих сигналів на фоні шуму або домінантних джерел.
- Виділення окремих сигналів зі змішаного середовища без апіорного знання їх структури.
- Порівняльний аналіз ефективності методів у різних умовах змішування, рівнів шуму та перекриття.
- Для вирішення цих завдань у роботі розглянуто та порівняно сучасні методи цифрової обробки сигналів:
 - ШПФ – для аналізу сигналів із частковим перекриттям та вираженими спектральними характеристиками;
 - PCA – для зменшення розмірності та фільтрації шуму у лінійно змішаних сигналах;
 - ICA – для розділення незалежних компонентів у випадках сильного перекриття та нелінійного змішування.

Метою дослідження є визначення умов застосовності кожного з методів і виявлення сценаріїв, де один підхід демонструє переваги над іншими. Зокрема, проаналізовано точність виділення сигналів, стійкість до шуму, а також вимоги до обсягу та структури вхідних даних. Крім того, досліджено можливість удосконалення комбінованого підходу PCA+ICA із застосуванням спектральної ентропії як критерію відбору інформативних компонент, що забезпечує зменшення впливу шумових сигналів та поліпшення якості подальшого розділення перекритих сигналів.

3. Аналіз сигналів із повним або частковим перекриттям

3.1. Аналіз сигналів із частковим перекриттям за допомогою ШПФ

Аналіз сигналів із частковим перекриттям є важливим завданням у реальних умовах радіомоніторингу, зокрема за обмеженого спектра, високої щільності передавачів або у випадку імпульсних чи короткотривалих передавань. У таких умовах сигнали можуть перекривати один одного в частотному або часово-частотному просторі, що істотно ускладнює їхню точну ідентифікацію та класифікацію.

Для розв'язання цієї задачі ефективним підходом є застосування ШПФ, за допомогою якого можна отримати спектральне подання сигналу з високою частотною роздільністю. Метод дає змогу локалізувати основні частотні компоненти навіть за наявності шуму або незначного накладення спектрів декількох джерел. У роботі продемонстровано, що ШПФ може використовуватись для побудови спектрограм, які дають змогу спостерігати розвиток сигналу в часі та ідентифікувати короткочасні події або сигнали з незначною тривалістю. Також важливою перевагою є можливість поєднання ШПФ із пороговими або кореляційними методами виявлення, для автоматизації процесу ідентифікації сигналів. У багатьох випадках застосовується попередня фільтрація, що допомагає зменшити спектральні розтікання та підвищити точність виявлення.

Незважаючи на ефективність, у ШПФ є обмеження – зокрема, недостатня часова локалізація для коротких сигналів. Щоб уникнути цього недоліку, доцільно застосовувати часово-частотні методи, такі як вейвлет-аналіз або коротке віконне фур'є-перетворення, які забезпечують компроміс між частотною та часовою роздільністю.

У підсумку, ШПФ та його варіанти залишаються надійним інструментом для аналізу сигналів з частковим перекриттям, особливо у випадках, коли необхідна висока частотна точність. Його комбінування із адаптивними фільтрами, методами виявлення та статистичними підходами створює основу для побудови ефективніших систем радіомоніторингу.

3.2. Аналіз сигналів з повним перекриттям з допомогою методів PCA та ICA

Аналіз сигналів з повним перекриттям застосовують, коли сигнали повністю перекриваються у часово-частотному просторі, використання класичних методів спектрального аналізу стає обмеженим або недостатнім. Для таких складних ситуацій доцільне використання статистичних підходів, зокрема PCA та ICA, для розділення змішаних сигналів навіть за умов високих завад або відсутності апріорної інформації про джерела.

Метод PCA – математичний метод, який використовують для зменшення розмірності даних та виділення найінформативніших характеристик за допомогою:

- центрування та нормалізації сигналів;
- розрахунку коваріаційної матриці та визначення її власних значень і векторів;
- проєкції сигналів на головні компоненти, що забезпечує видалення корельованих компонентів та зменшення шуму.

Проаналізуємо алгоритм PCA детально з математичного погляду.

Нехай є набір даних, представлений матрицею:

$$X = \begin{pmatrix} \hat{x}_{11} & \mathbf{L} & \hat{x}_{1d} \\ \hat{x}_{21} & \mathbf{O} & \hat{x}_{2d} \\ \hat{x}_{n1} & \mathbf{L} & \hat{x}_{nd} \end{pmatrix} \quad (1)$$

де n – кількість зразків (рядків у матриці X ; d – кількість ознак (стовпців у матриці X))

Середнє значення кожного стовпця обчислюється як:

$$x_j = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n x_{ij} . \quad (2)$$

Потім від кожного значення віднімається середнє значення:

$$X = X - \bar{X}, \quad (3)$$

де X – матриця, в якій кожен стовпець є середнім значенням відповідного стовпця в X .
Коваріаційна матриця обчислюється за формулою:

$$C = \frac{1}{n-1} (X')^T (X') , \quad (4)$$

де C – коваріаційна матриця (розмірності $d \times d$).

Знаходимо власні вектори та власні значення коваріаційної матриці:

$$Cv = \lambda v, \quad (5)$$

де v – власний вектор, λ – власне значення (величина дисперсії вздовж власного вектора). Власні вектори вказують напрями максимальної варіативності даних. Власні значення сортуються за зменшенням, а відповідні їм власні вектори впорядковуються відповідно.

$$\lambda_1^3 \lambda_2^3 \dots \lambda_d^3. \quad (6)$$

Вибирають перші k власних векторів, які відповідають найбільшим власним значенням.

$$W = [v_1, v_2, \dots, v_k], \quad (7)$$

де W – матриця проєкції (розмір $d \times k$).

Дані проєктуються на нові головні компоненти за формулою:

$$Y = X \Phi, \quad (8)$$

де Y – матриця даних у новому просторі головних компонентів.

Переваги PCA:

- PCA забезпечує зменшення кількості ознак (вимірів) у даних, зберігаючи максимально можливу кількість інформації;
 - PCA трансформує корельовані ознаки у некорельовані головні компоненти, що полегшує подальший аналіз даних;
 - компоненти із низькою дисперсією зазвичай відповідають шуму, їх можна відкинути без значної втрати інформації.
- #### *Недоліки PCA:*
- нові компоненти (головні компоненти) є лінійними комбінаціями вихідних змінних, що робить їх менш зрозумілими для інтерпретації;
 - PCA припускає, що дані можна ефективно відобразити у лінійній площині, що не завжди відповідає реальним сценаріям із нелінійними зв'язками;
 - PCA чутливий до масштабування ознак. Якщо ознаки мають різні одиниці вимірювання або діапазони значень, необхідне попереднє нормалізування даних.

Висновок: PCA – це потужний метод для зменшення розмірності та очищення даних, але він потребує попередньої обробки і може призвести до втрати інтерпретованості.

Метод ICA ґрунтується на припущенні про статистичну незалежність джерел сигналів. Метод надає можливість:

- розділити нелінійно змішані сигнали;
- мінімізувати взаємну інформацію між компонентами;
- ізолювати незалежні джерела навіть за високого рівня шуму.

ICA – це статистичний метод для розділення змішаних сигналів на їхні незалежні джерела. На відміну від PCA, який зосереджується на максимізації дисперсії даних, ICA спрямований на виявлення незалежності між компонентами. Нехай $\mathbf{X}$ – матриця спостережуваних сигналів:

$$\mathbf{X} = \mathbf{A}\mathbf{S}, \quad (9)$$

де $\mathbf{X}$ – матриця спостережуваних сигналів (розмір $n \times d$); n – кількість вимірів; d – кількість джерел; $\mathbf{S}$ – матриця незалежних джерел сигналів (розмір $d \times d$); $\mathbf{A}$ – матриця змішування (розмір $n \times d$), яка описує, як джерела поєднуються у спостережуваних сигналах.

Завдання ICA полягає у знаходженні оберненої матриці $\mathbf{W}$, такої що:

$$\mathbf{S} = \mathbf{W}\mathbf{X}, \quad (10)$$

де $\mathbf{W}$ – матриця розділення

Припущення ICA:

- джерела $\mathbf{S}$ є статистично незалежними;
- розподіл джерел негауссовий (за винятком одного джерела);
- кількість джерел не перевищує кількість сенсорних вимірювань (спостережень).

Перед застосуванням ICA дані зазвичай проходять такі етапи:

- Центрування: від кожного виміру віднімають середнє значення:

$$\mathbf{X} \Leftarrow \mathbf{X} - \bar{\mathbf{X}}, \quad (11)$$

- Декореляція: дані перетворюють так, щоб коваріаційна матриця стала одиничною:

$$\mathbf{X}_w = \mathbf{V}\mathbf{X}, \quad (12)$$

де $\mathbf{V}$ – матриця вибілювання.

Переваги ICA:

- ICA ефективно розділяє статистично незалежні сигнали, навіть якщо вони сильно перекриті;
- ICA здатний витягувати корисні сигнали, навіть якщо вони змішані з шумом.
- *Недоліки ICA:*
- ICA вимагає, щоб джерела сигналів були статистично незалежними;
- результати ICA істотно залежать від початкових умов та випадкових ініціалізацій.

Висновок: ICA – це потужний інструмент для виділення незалежних компонентів у складних, змішаних даних. Однак його ефективність залежить від дотримання припущень про незалежність джерел, а результати можуть бути чутливими до параметрів алгоритму.

3.3. Використання спектральної ентропії для аналізу сигналів

Під час аналізування сигналів із повним або частковим спектральним перекриттям часто виникає проблема розрізнення інформативних сигналів серед шуму або випадкових широкопосмугових складових. Це особливо актуально під час опрацювання реальних сигналів у зашумленому середовищі, де методи на зразок PCA можуть виділяти компоненти з високою енергією, які, однак, не містять корисної інформації.

Оскільки класичний підхід PCA спирається виключно на енергетичний критерій, він не завжди гарантує достовірну ідентифікацію вузькосмугових сигналів, які є структурованими та періодичними. Водночас шумові або хаотичні сигнали можуть мати схожу або навіть більшу енергію, що ускладнює їх подальше оброблення методом ICA. У таких випадках доцільно розглянути додаткові критерії, що відображають не лише потужність сигналу, а і його спектральну структуру. Одним із ефективних інструментів є спектральна ентропія, яка дає змогу оцінити рівень впорядкованості спектра сигналу. Зокрема:

- низька спектральна ентропія характерна для сигналів із чітко вираженою спектральною концентрацією (наприклад, синусоїди або модуляції);
- висока ентропія – для шумових або хаотичних сигналів.

Отже, спектральна ентропія може бути використана як додатковий фільтр, що поліпшує якість розділення джерел, даючи змогу уникнути помилкової інтерпретації шумових компонент як корисних сигналів.

Практичне застосування цього підходу описано у наступному підрозділі, де класичний підхід порівняно із удосконаленим методом PCA+ICA, доповненим спектральною ентропією як критерієм відбирання компонент.

4. Результати досліджень

4.1. Аналіз частково перекритих сигналів

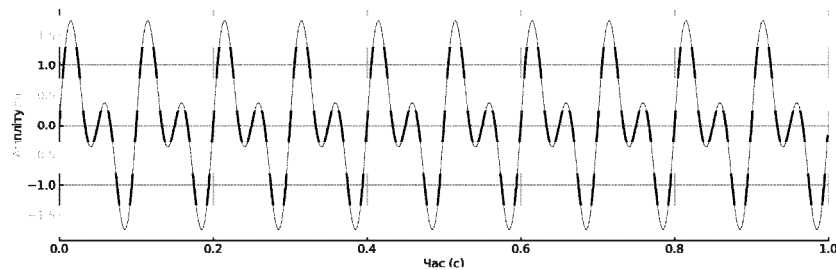


Рис. 1 Результуючий сигнал частоти 10Гц та 20Гц

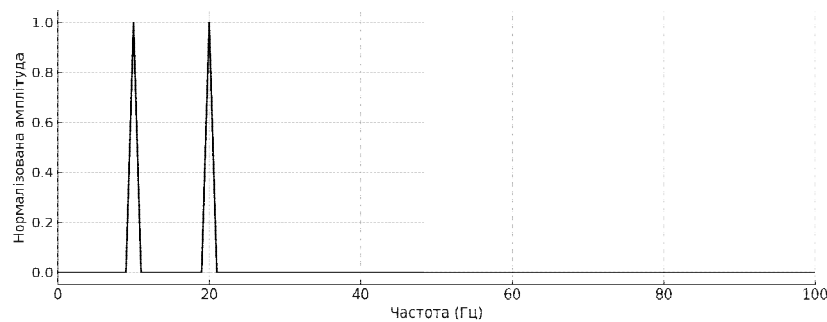


Рис. 2. Спектр сигналу частоти 10 Гц та 20 Гц

Для моделювання ситуації з частковим перекриттям вибрано два синусоїдальні сигнали з близькими частотами 10 Гц і 20 Гц. Для частково перекритих сигналів (рис. 1) спектральний аналіз за допомогою ШПФ (рис. 2) продемонстрував наявність двох чітко виражених піків у спектрі, що відповідають частотам джерел. Це дало змогу точно визначити компоненти сигналу навіть за наявності шуму, підтвердивши ефективність ШПФ для таких завдань.

4.2. Аналіз повністю перекритих сигналів

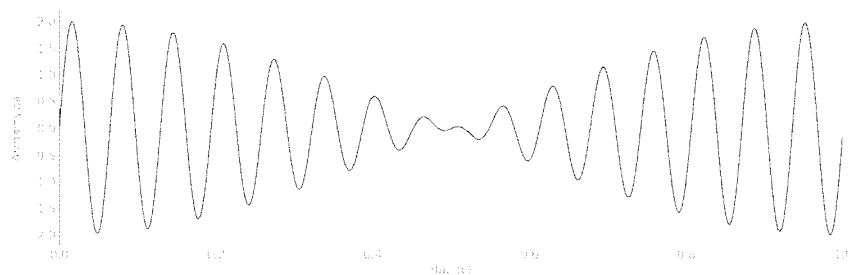


Рис. 3. Результуючий сигнал частоти 15 Гц та 16 Гц

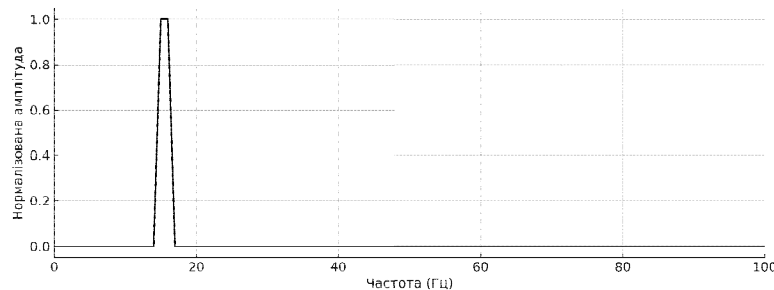


Рис. 4. Спектр результуючого сигналу 15–16 Гц

Для моделювання ситуації з повним перекриттям вибрано два синусоїдальні сигнали із близькими частотами 15 Гц і 16 Гц (рис. 3). Таке розташування частотних компонентів створює умови, за яких стандартні спектральні методи, зокрема ШПФ, не можуть забезпечити достатню роздільну здатність через злиття піків у спектрі (рис. 4). Це унеможливило точне визначення кількості джерел та їхньої структури без додаткового опрацювання.

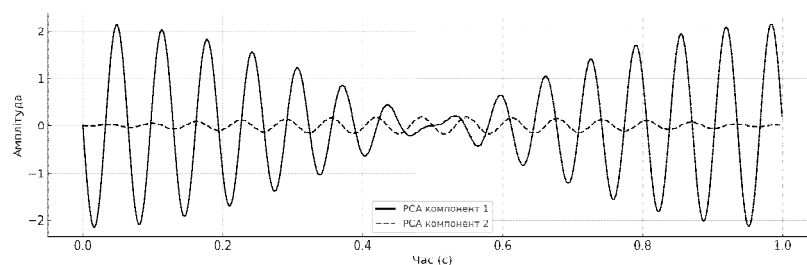


Рис. 5. Графік PCA компонентів

У таких умовах застосування PCA дає змогу зменшити розмірність та виділити компоненти з найбільшою дисперсією. На практиці це дає змогу частково декорелювати джерела та фільтрувати шум, однак компоненти, що утворюються, зазвичай є лінійними комбінаціями змішаних сигналів. Візуальний аналіз компонентів PCA показав (рис. 5), що вони містять синусоїдоподібні елементи, але не відповідають точно початковим джерелам, що свідчить про обмежену здатність PCA до повного розділення в умовах перекриття.

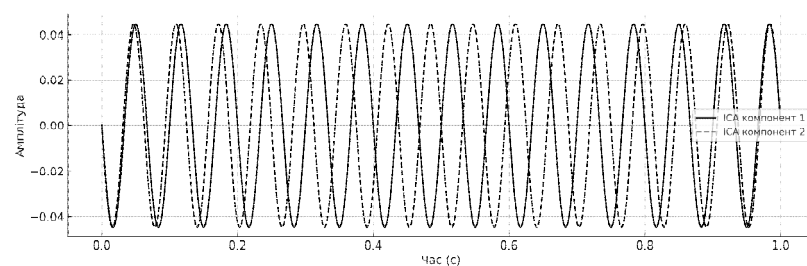


Рис. 6. Графік ICA компонентів

Для подолання цих обмежень використано метод ICA, зокрема алгоритм FastICA. На відміну від PCA, ICA не зосереджується на дисперсії, а шукає компоненти, які є статистично незалежними. Після застосування ICA було отримано два компоненти (рис. 6), спектри яких містили чіткі піки на 15 Гц та 16 Гц відповідно. Крім того, у часовій області компоненти мали чітко виражену синусоїдальну структуру без слідів биття чи взаємного впливу. Це свідчить про успішне розділення джерел сигналів.

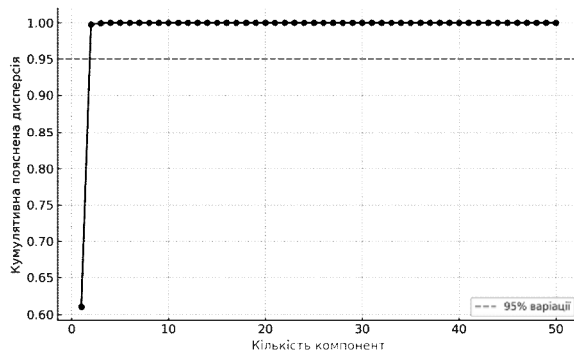


Рис. 7. Графік кумулятивної поясненої дисперсії PCA-компонентів

У точці перегину (так званому “лікть”) спостерігається насичення поясненої дисперсії – подальше збільшення кількості компонентів призводить до незначного приросту інформації. Така точка вказує на доцільну кількість джерел сигналу. В експериментах з частково та повністю перекритими синусоїдальними сигналами (наприклад, 15 Гц та 16 Гц) на графіку наявні два значущі компоненти, що підтверджує доцільність подальшого застосування ICA із двома незалежними джерелами. Отже, elbow-графік слугує корисним інструментом для попереднього оцінювання складності сигналу перед виконанням розділення.

Застосування ICA дало змогу успішно розділити повністю перекриті сигнали за умови, що кількість джерел була заздалегідь відома та відповідала кількості змішаних вимірювань. Це важливе обмеження ICA: метод потребує попереднього знання кількості незалежних джерел, що не завжди можливо на практиці. У ситуаціях, коли немає такої інформації, доцільно застосовувати PCA як попередній етап, щоб оцінити кількість значущих компонентів на основі поясненої дисперсії. Отже, PCA виконує роль інструменту для оцінювання розмірності простору джерел і підготовки даних для подальшого застосування ICA. Оскільки ICA потребує знання кількості джерел для коректної роботи, застосування PCA на етапі попереднього аналізу дає змогу на основі дисперсії оцінити оптимальну кількість компонентів, що необхідно для коректної ідентифікації незалежних сигналів.

Оцінювання спектрів PCA та ICA-компонентів (рис. 8) дало підстави для висновку про перевагу ICA у сценаріях із високим ступенем перекриття. Виявлено, що PCA не здатен ізолювати окремі частоти, натомість ICA дає змогу не лише виділити сигнали, а й отримати їх форму, близьку до вихідної.

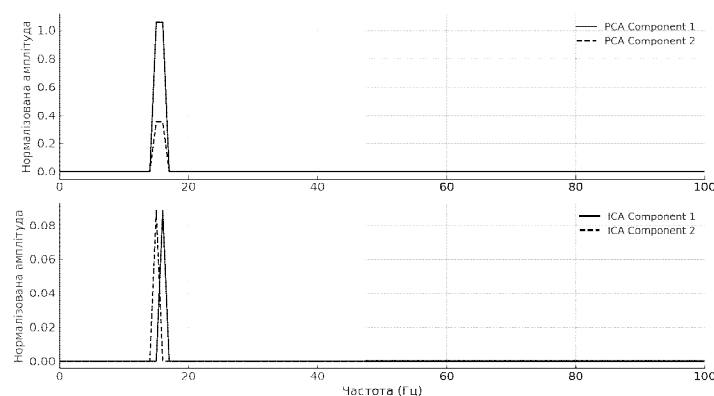


Рис. 8. Спектр розділених PCA та ICA компонентів

Виконавши дослідження, ми встановили, що для повністю перекритих сигналів ICA забезпечує точне розділення джерел, тоді як PCA може бути корисним лише як попередній етап опрацювання або для шумозниження. Найкращі результати досягаються у разі комбінування обох методів: PCA виконує функцію декореляції та попередньої фільтрації, а ICA – розділення незалежних сигналів.

4.3. Удосконалення аналізу за допомогою спектральної ентропії

У ході експерименту були згенеровані три джерела: дві синусоїди частотою 15 Гц і 16 Гц, а також шумовий сигнал (рис. 9). Сигнали були змішані, після чого до них було застосовано PCA. Отримані компоненти істотно відрізнялися за структурою: дві мали чітку гармонійну, одна – шумову. Для кожної PCA-компоненти було обчислено спектральну ентропію. Як видно з рис. 10, спектральна ентропія дає змогу легко відрізнити структуровані сигнали (ентропія < 2) від неінформативних шумових (ентропія > 7).

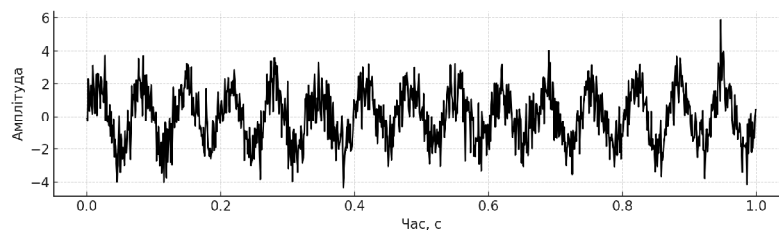


Рис. 9. Результуючий сигнал 15 Гц та 16 Гц, змішаний із шумовим сигналом

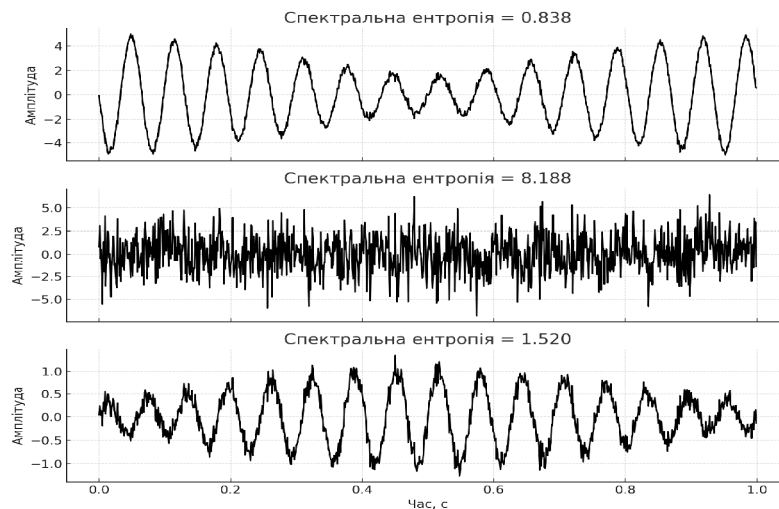


Рис. 10. PCA розділення зі спектральною ентропією

Важливість застосування спектральної ентропії полягає в тому, що вона надає можливість не лише ранжувати компоненти за енергією, а й урахувати структурну інформативність сигналу. У класичному підході PCA-компоненти з найвищою дисперсією передаються до ICA, однак це не гарантує, що вони містять корисну інформацію: високоенергетичний шум може мати вищу дисперсію, ніж слабший, але структурований сигнал.

У таблиці порівняно два підходи до відбору PCA-компонент для подальшого аналізу. Запропонований метод допомагає уникнути опрацювання шумових компонент, що помітно покращує якість розділення джерел у складних умовах.

Порівняння підходів до відбору PCA-компонент

Номер компоненти	Дисперсія	Спектральна ентропія	Відбір з PCA	Відбір з ентропії
1	2,35	1,87	Так	Так
2	1,90	1,99	Так	Так
3	3,25	7,48	Так (шум)	Ні

Як видно з таблиці, класичний PCA вибирає всі три компоненти на основі енергії, ураховуючи шумову. Запропонований підхід на основі спектральної ентропії, за емпірично відібраного порогового значення ентропії $H_{\text{поріг}} = 2$ дає змогу відкинути третю компоненту, зменшивши ймовірність помилок у подальшому розділенні сигналів.

Висновки

У дослідженні виконано порівняння методів оброблення сигналів із частковим та повним спектральним перекриттям. Показано, що застосування ШПФ доцільне у випадках часткового перекриття, коли сигнали мають достатньо віддалені частотні компоненти. Його перевагою є низька обчислювальна складність $O(N \log N)$, де N – кількість відліків сигналу, що дає змогу ефективно використовувати цей метод у задачах реального часу.

У разі повного перекриття спектрів, коли сигнали змішуються як у часовій, так і частотній області, ШПФ виявляється недостатньо. У таких умовах перевагу мають методи, основані на статистичних властивостях джерел:

Застосування PCA як попереднього етапу дає змогу оцінити кількість джерел (наприклад, за допомогою elbow-графіка), зменшити розмірність і знизити вплив шуму. Типова обчислювальна складність PCA становить $O(nd^2)$ або $O(d^3)$, де n – кількість зразків, d – кількість ознак у сигналі.

Використання ICA забезпечує відокремлення незалежних сигналів навіть у складних умовах повного перекриття. Його обчислювальна складність становить $O(knd)$, де k – кількість ітерацій алгоритму; n – кількість спостережень; d – кількість джерел.

Комбіноване використання PCA та ICA дає змогу досягти балансу між точністю розділення та обчислювальною ефективністю. PCA виконує роль попередньої декореляції та зменшення шуму, тоді як ICA забезпечує повне розділення джерел, зокрема для сигналів із близькими частотами (наприклад, 15 Гц і 16 Гц).

У роботі запропоновано удосконалення стандартної процедури PCA+ICA із використанням спектральної ентропії як критерію відбору інформативних компонент після PCA. Такий підхід дає змогу автоматично відсіювати шумові компоненти, які можуть мати високу енергію, але не містять структурованої інформації. Застосування ентропії на цьому етапі забезпечує точніший вибір сигналів для подальшого розділення ICA, що поліпшує загальну якість аналізу в зашумлених умовах або за повного перекриття спектрів.

Отже:

ШПФ варто застосовувати, коли сигнали частково перекриваються і потрібна висока швидкість оброблення;

PCA – для попереднього аналізу, фільтрації шуму й оцінювання кількості джерел;

ICA – для точного розділення незалежних сигналів за умов повного перекриття.

Спектральна ентропія – новий критерій попереднього відбору компонент після PCA, що дає змогу уникнути оброблення неінформативних шумових сигналів.

Запропонований підхід придатний для практичного використання у системах радіомоніторингу, технічної розвідки, а також для виявлення джерел із захищеними типами передавання. У подальших дослідженнях доцільно зосередити увагу на автоматичному визначенні кількості незалежних компонентів, використанні нелінійних методів зменшення розмірності та перевірці підходу на сигналах зі складною модуляцією.

Наукова новизна полягає у використанні спектральної ентропії як критерію відбору PCA-компонент перед застосуванням ICA, що дає змогу покращити розділення сигналів, особливо в умовах низького співвідношення потужності сигналу та потужності шуму.

Список використаних літературних джерел

- [1] Laptev, O. A. (2019). A new spectral analysis method for identifying random digital signals against legal radio signals. *Modern Information Protection*, 4(40), pp. 70–72. Available at: <https://doi.org/10.31673/2409-7292.2019.047081>

- [2] Boute, D. and Santhanam, B. (2009). A hybrid ICA-SVM approach to continuous phase modulation recognition. *IEEE Signal Processing Letters*, 16(5), pp. 402–405. Available at: <https://doi.org/10.1109/LSP.2009.2016444>
- [3] Berg, M. and Bondesson, E. (2005). Real-time implementation of a combined PCA-ICA algorithm for blind source separation. *Blekinge Institute of Technology*. Available at: <https://www.diva-portal.org> (Accessed: 1 July 2025)
- [4] Naqvi, M. (2016). *Fundamentals of PCA, ICA, and IVA*. Advanced Signal Processing Group, Newcastle University. Available at: <https://udrc.eng.ed.ac.uk> (Accessed: 1 July 2025)
- [5] Huang, C. W. and Lee, K. C. (2010). Application of ICA technique to PCA-based radar target recognition. *Progress in Electromagnetics Research*, 105, pp. 157–170. Available at: <https://doi.org/10.2528/PIER10022002>
- [6] Safwan, M., Deepak, S.G., Ashish, A.B., Hemanth, B.R. and Prashantha, H.S. (2022). A comparative study of blind source separation based on PCA and ICA. *International Journal of Creative Research Thoughts*, 10(6), pp. f362–f365. Available at: <http://www.ijcrt.org/papers/IJCRT22A6656.pdf> (Accessed: 1 July 2025)
- [7] Hyvärinen, A., Karhunen, J. and Oja, E. (2001). *Independent Component Analysis*. New York: Wiley.
- [8] Comon, P. (1994). Independent component analysis: a new concept? *Signal Processing*, 36(3), pp. 287–314. Available at: [https://doi.org/10.1016/0165-1684\(94\)90029-9](https://doi.org/10.1016/0165-1684(94)90029-9)
- [9] Stone, J. V. (2004). *Independent Component Analysis: A Tutorial Introduction*. Cambridge, MA: MIT Press.
- [10] Horbatiy, I. and Usaty, O. (2025). Investigation of spread spectrum signal analysis methods in modern communication systems. *Information and Communication Technologies in Electrical Engineering*, 1(9), pp. 125–129. Available at: <https://doi.org/10.23939/ict2025.01.125>

INVESTIGATION OF SIGNAL ANALYSIS METHODS FOR FULL OR PARTIAL OVERLAP IN MODERN INFORMATION AND COMMUNICATION SYSTEMS

Ivan Horbatiy, Oleksandr Usaty

Lviv Polytechnic National University, S. Bandery Str., 12, 79013, Lviv, Ukraine

The article examines modern methods for recognizing and analyzing radio signals with partial and complete spectral overlap, which represent one of the key and most complex problems in the field of radio monitoring, telecommunications, and technical intelligence. It describes the theoretical foundations and practical aspects of applying the Fast Fourier Transform method, the principal component analysis method, and the independent component analysis method for separating, identifying, and classifying signals in complex conditions. The fast Fourier transform method demonstrated high efficiency in processing partially overlapping signals, as it enables the determination of main frequency components even at a low signal-to-noise ratio and in the presence of significant interference. For complete spectral overlap, a combined approach is proposed that integrates principal component analysis and independent component analysis, providing preliminary signal decorrelation and subsequent separation according to the statistical independence criterion. A key improvement is the introduction of the spectral entropy criterion, which is based on assessing the level of randomness of the signal's energy distribution in the frequency domain. High entropy values indicate significant noisiness or random structure, while low values indicate the presence of pronounced frequency components. Using this criterion makes it possible to automatically select the most informative components, removing insignificant noise components and reducing computational costs. A series of numerical experiments was carried out, a quantitative assessment of signal separation accuracy was performed, and the influence of noise level and degree of spectrum overlap on the final results was analyzed. The proposed approach can be adapted for a wide range of tasks, including automated technical monitoring systems, radio intelligence systems, and tools for detecting low-visibility signals. The results confirm the feasibility of its use in adaptive next-generation digital signal processing systems and its potential for the development of intelligent radio monitoring algorithms.

Keywords: *signal recognition, partial overlap, complete overlap, fast Fourier transform, principal component analysis, independent component analysis, spectral entropy.*