

УДК 004.67

Волошин В. В. ORCID: 0009-0004-7121-0950 (ВІТІ ім. Героїв Крут)
канд. фіз.-мат. наук Ковальчук Б. П. ORCID: 0000-0001-5219-7624 (ВІТІ ім. Героїв Крут)
Зінченко М. О. ORCID: 0000-0002-1428-8231 (ВІТІ ім. Героїв Крут)
Шаповал В. М. ORCID: 0000-0003-4637-9362 (ВІТІ ім. Героїв Крут)
Макарчук В. І. ORCID: 0000-0002-3997-4684 (ВІТІ ім. Героїв Крут)

МЕТОДИКА ВІДОКРЕМЛЕННЯ ШУМІВ У СПЕКТРОГРАМІ ВІД РЕАЛЬНИХ ДАНИХ ЗА ДОПОМОГОЮ ПОРОГОВОЇ БІНАРИЗАЦІЇ

Спектральний аналіз є важливим інструментом у багатьох наукових і технічних дисциплінах, таких як радіотехніка, акустика, телекомунікації та медична діагностика. Однак основною проблемою, що знижує ефективність цього аналізу, є наявність шумових компонент у спектрограмі, які можуть суттєво спотворювати результати й ускладнювати подальшу обробку сигналів. Присутність шумів, що мають різні характеристики, може негативно впливати на точність визначення корисного сигналу, створюючи додаткові труднощі при його інтерпретації та використанні.

Традиційні методи фільтрації не завжди ефективні для усунення шумових компонент, особливо коли вони мають складну структуру або змінюються в реальному часі. Зокрема, звичайні фільтри можуть не враховувати локальні варіації рівня шуму, що призводить до зниження якості очищених даних. Тому пошук нових методів для ефективного виділення корисного сигналу і фільтрації шумів є актуальним завданням.

У статті запропоновано новий алгоритм обробки спектрограм, заснований на пороговій бінаризації, який дозволяє ефективно виділяти активні сигнали та усувати фонові шумові компоненти. Для реалізації алгоритму використано поєднання двох бібліотек для обробки зображень – SkiaSharp та OpenCV. Це забезпечує не тільки гнучкість і високу продуктивність під час обробки спектрограм, але й можливість адаптації до різних умов спектрального середовища.

Запропонований метод дозволяє значно зменшити вплив випадкових флуктуацій рівня шуму, підвищуючи точність аналізу і достовірність результатів. Використання порогової бінаризації з адаптивним визначенням порогових значень дає змогу зберегти важливі частотні компоненти сигналу та ефективно усувати зайві шумові елементи. Застосування цієї технології може значно покращити спектральний аналіз у реальному часі, забезпечуючи підвищену стійкість до змін умов навколишнього середовища.

Таким чином, запропонований алгоритм є перспективним для подальшого застосування у різних сферах, де важливим є точний аналіз частотних характеристик сигналів. Окрім того, метод може бути використаний для покращення якості спектрального моніторингу, акустичного аналізу, а також у задачах розпізнавання сигналів у радіoeлектронних системах.

Ключові слова: спектральний аналіз, порогова бінаризація, шумопригнічення, спектрограма, цифрова обробка сигналів, обробка зображень, SkiaSharp, OpenCV.

V. Voloshyn, B. Kovalchuk, M. Zinchenko, V. Shapoval, V. Makarchuk. Method of separation of noise in spectrograms from real data using threshold binarization

Spectral analysis is an important tool in many scientific and technical disciplines, such as radio engineering, acoustics, telecommunications, and medical diagnostics. However, one of the main challenges that reduces the effectiveness of this analysis is the presence of noise components in the spectrogram, which can significantly distort the results and complicate further signal processing. The presence of noise, which has different characteristics, can negatively affect the accuracy of identifying the useful signal, creating additional difficulties in its interpretation and use. Traditional filtering methods are not always effective in removing noise components, especially when they have a complex structure or vary in real-time. In particular, conventional filters may not account for local variations in the noise level, which leads to a decrease in the quality of the processed data. Therefore, the search for new methods for effectively extracting the useful signal and filtering noise remains a relevant task.

This article proposes a new method for processing spectrograms based on threshold binarization, which allows for the efficient isolation of active signals and the removal of background noise components. The algorithm implementation utilizes a combination of two powerful image processing libraries, SkiaSharp and OpenCV. This provides not only flexibility and high performance during spectrogram processing but also adaptability to various spectral environment conditions. The proposed method significantly reduces the impact of random fluctuations in the noise level, improving the accuracy of analysis and the reliability of results. The use of threshold binarization with adaptive threshold value determination enables the preservation of important frequency components of the signal while

effectively removing unnecessary noise elements. The application of this technology can substantially improve real-time spectral analysis, providing increased resilience to environmental changes.

Thus, the proposed approach holds promise for further application in various fields where precise frequency characteristic analysis of signals is crucial. Furthermore, the method can be used to improve the quality of spectral monitoring, acoustic analysis, as well as in signal recognition tasks within radio-electronic systems.

Keywords: *spectral analysis, threshold binarization, noise suppression, spectrogram, digital signal processing, image processing, SkiaSharp, OpenCV.*

Постановка завдання в загальному вигляді. Проблема виділення корисного сигналу на спектрограмі полягає у забезпеченні точного спектрального аналізу в умовах наявності фонових шумів, які можуть суттєво спотворювати результати вимірювань. У традиційних методах цифрової обробки сигналів використовуються різні алгоритми до фільтрації шумів, однак вони не завжди забезпечують ефективне відокремлення слабких корисних сигналів від випадкових завад. Особливо актуальною ця проблема є для сфер радіочастотного моніторингу, акустичного аналізу, а також телекомунікацій, де точність визначення параметрів сигналу має критичне значення.

Однією з ключових завад у цьому процесі є змінний характер шумів, які можуть мати нерівномірний розподіл і динамічні характеристики, що ускладнює їх фільтрацію класичними методами. Зокрема, у спектрограмах шумові артефакти можуть накладатися на корисний сигнал або маскувати його, що призводить до хибних результатів аналізу.

У публікації запропоновано метод бінаризації спектрограм, який базується на адаптивному визначенні порогових значень для відокремлення корисного сигналу від фонового шуму. Використання бібліотек SkiaSharp та OpenCV дозволяє здійснювати швидко та ефективно обробку зображень спектрограм у реальному часі. Запропонований алгоритм забезпечує автоматичну адаптацію до умов змінної зашумленості та покращує точність аналізу спектральних характеристик сигналів.

Отже, актуальним є розроблення ефективного алгоритму обробки спектрограм, здатного підвищувати точність спектрального аналізу шляхом усунення завад та виділення корисного сигналу. Це дозволить покращити якість обробки радіосигналів, підвищити ефективність моніторингу частотного спектра та зробити аналіз більш надійним у складних умовах.

Розробка ефективних методів фільтрації шумів у спектральному аналізі є важливою науковою проблемою, яка активно досліджується в різних галузях, таких як цифрова обробка сигналів, машинне навчання та комп'ютерний зір. Аналіз наукових публікацій показує, що існують різні алгоритми до відокремлення корисного сигналу від шуму, серед яких найбільш поширеними є методи порогової бінаризації, вейвлет-перетворення, нейронні мережі та адаптивна обробка спектрограм.

Аналіз останніх публікацій. Методи відокремлення шумів у спектрограмі від реальних даних є предметом досліджень у багатьох сучасних наукових публікаціях. Значна частина робіт зосереджена на вдосконаленні алгоритмів спектрального аналізу та бінаризації для підвищення точності виявлення сигналів на зашумленому фоні.

У роботі [1] розглянуто удосконалення технічних характеристик аналізаторів спектра сигналів, що може бути корисним для розробки методів виявлення небезпечних сигналів. Запропоновані алгоритми дозволяють ефективніше оцінювати параметри сигналів в умовах завад.

Дослідження [2] присвячене комплексуванню візуальних даних з далекомірними вимірюваннями для позиціонування та картографування. У роботі розглянуто методи порогової бінаризації та виділення країв, що дозволяють покращити виявлення характерних об'єктів, що може бути застосовано для спектрального аналізу.

Аналіз методів бінаризації зображень проведено в [3]. У роботі оцінено ефективність різних алгоритмів, таких як адаптивна бінаризація Бредлі – Рота, медіанна фільтрація,

методи збалансованих гістограм та дискримінантний аналіз. Ці методи можуть бути застосовані для покращення спектральної бінаризації сигналів.

Спектральна денойзингова обробка також досліджується в [4], де реалізовано простий метод спектрального шумопригнічення для аудіозаписів довкілля.

Робота [5] застосовує генеративні змагальні мережі (GAN) для покращення мікро-доплерівської спектрограми, що демонструє перспективність машинного навчання для очищення спектральних даних. Автоматизоване виділення основної частоти сигналів морських ссавців за допомогою спектральної бінаризації досліджується в [6].

Подібний алгоритм застосовано в [7] для автоматизованого розпізнавання вокалізацій морських ссавців, що підтверджує ефективність спектральної обробки у складних акустичних умовах.

Узагальнення методів бінаризації та їх кількісне оцінювання представлене в [8].

Дослідження [9] розглядає гібридний алгоритм до очищення мовних сигналів, що поєднує спектральний і хвильовий алгоритми.

Робота [10] аналізує багатокомпонентну обробку сигналів у часово-частотному просторі, що може бути корисним для розробки нових алгоритмів спектрального аналізу. Загалом, аналіз останніх публікацій свідчить про активний розвиток методів спектральної обробки сигналів, включно з пороговою бінаризацією, що дозволяє ефективніше виокремлювати корисні дані від шумів.

Проаналізовані роботи підтверджують ефективність порогової бінаризації та методів комп'ютерного зору для відокремлення шуму у спектральному аналізі.

Метою статті є обґрунтування методики, яка дозволить більш ефективно обробляти спектрограми для відокремлення реальних сигналів від шумів.

Виклад основного матеріалу. Обробка спектральних даних є важливою складовою аналізу сигналів у різних наукових і технічних дисциплінах, включаючи радіофізику, акустику, телекомунікації, а також системи спостереження й аналізу радіочастотного середовища.

Для обробки спектральних даних вже існує низка традиційних алгоритмів, кожен з яких має свої переваги та обмеження.

Фільтрація за допомогою швидкого перетворення Фур'є (ШПФ) та хвильового перетворення – застосовується для аналізу частотного складу сигналів, дозволяючи виділяти окремі компоненти. ШПФ ефективне для стаціонарних сигналів, тоді як хвильове перетворення краще підходить для обробки нестационарних сигналів.

Кореляційний аналіз – використовується для виявлення корисних сигналів шляхом оцінки їхньої подібності до еталонних зразків. Однак він потребує значних обчислювальних ресурсів і не завжди дає чітке розділення сигналу від шуму.

Метод Оцу – автоматично визначає порогове значення для бінаризації зображень, що може бути корисним для сегментації спектрограм. Проте цей метод ефективний лише тоді, коли розподіл сигналу та шуму є чітко вираженим, що не завжди відповідає реальним умовам.

Адаптивні фільтри Калмана – використовуються для оцінки та прогнозування параметрів сигналу, зокрема відстеження змін частоти в часі. Хоча вони є потужним інструментом, їх застосування потребує попереднього моделювання динаміки сигналу, що ускладнює їхню адаптацію до нових умов.

Незважаючи на ефективність цих методів у певних випадках, вони мають свої обмеження. Зокрема, ШПФ недостатньо добре працює для змінних спектрів, кореляційний аналіз є ресурсозатратним, метод Оцу не завжди забезпечує точне розділення спектрограм, а фільтри Калмана вимагають детального знання характеристик сигналу, що не завжди доступне.

У цій роботі представлено алгоритм, який ідентифікує та сегментує активні частоти за допомогою адаптивної порогової бінаризації, а також виконує фільтрацію шумів на основі статистичних характеристик спектрограми.

На відміну від класичних методів, запропонований алгоритм працює поетапно, зосереджуючись на ефективному відокремленні корисних сигналів від шуму шляхом порогової бінаризації спектрограми.

Автори пропонують наступний алгоритм: відокремлення шумів у спектрограмі від реальних даних за допомогою методу порогової бінаризації:



Рис. 1. Алгоритм відокремлення шумів у спектрограмі від реальних даних за допомогою порогової бінаризації

Методика відокремлення шумів у спектрограмі від реальних даних за допомогою порогової бінаризації передбачає наступні кроки:

Перший етап. Перший етап передбачає отримання спектрограми сигналу, яка є візуальним представленням змін частотного спектра в часі. Для отримання спектрограми було використано спектроаналізатор частот TinySA Ultra (рис. 2), який забезпечує високу точність вимірювання та дозволяє здійснювати моніторинг широкого діапазону частот.

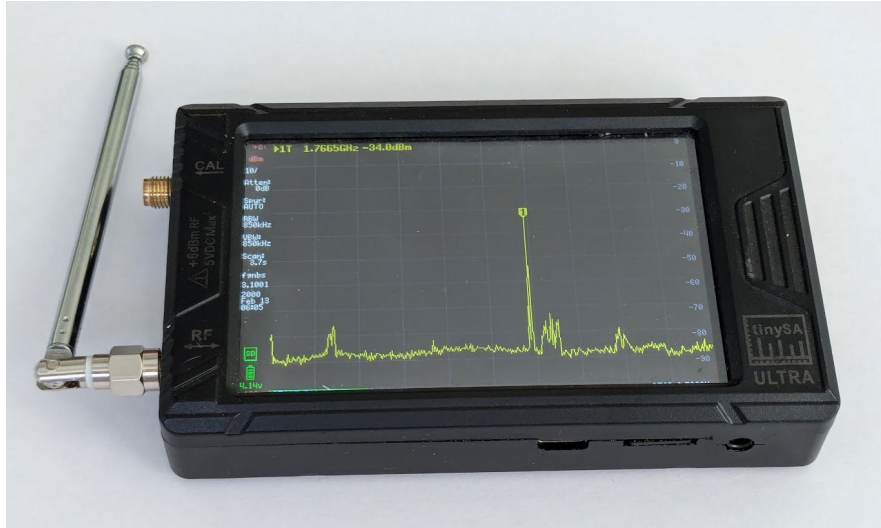


Рис. 2. Спектроаналізатор частот TinySA Ultra

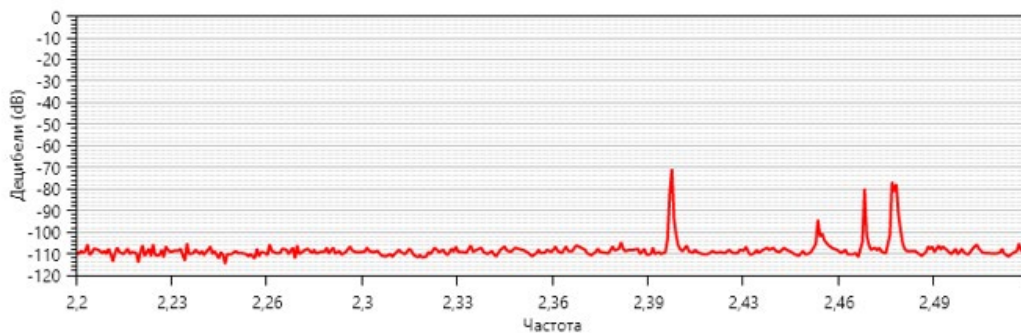


Рис. 3. Спектр сигналів, зчитаний за допомогою TinySA Ultra

Для побудови спектрограми програма здійснювала зчитування радіочастотного спектра з інтервалом 1 секунда (рис. 3), після чого на основі отриманих даних було сформовано спектральне зображення. Для її побудови використовується короткочасне перетворення Фур'є (КПФ) [11], що розбиває сигнал на віконні відрізки та обчислює їхні частотні характеристики згідно з виразом (1):

$$X_m(\omega) = \sum_{n=-\infty}^{\infty} x(n)w(n - mR)e^{-j\omega n}, \quad (1)$$

де $w(n)$ – віконна функція довжиною M ;

$X_m(\omega)$ – образ функції $x(n)$ у частотній області, отриманий ШПФ добутку функції $x(n)$ і віконної функції $w(n)$, центрованої у моменті часу mR ;

R – довжина стрибка (зсуву) вікна.

Застосування КПФ дозволяє отримати часово-частотне представлення сигналу, що є основою для побудови спектрограми.

Другий етап. Оскільки спектрограми часто містять кольорову шкалу для відображення інтенсивності сигналу, наступним етапом є її перетворення у градації сірого. Це зменшує розмірність даних і спрощує обробку. Кожен піксель спектрограми обчислюється за формулою (2):

$$I_{gray} = 0.299R + 0.587G + 0.111B, \quad (2)$$

де R, G, B – інтенсивності червоного, зеленого і синього каналів відповідно;

I_{gray} – отримане значення в градаціях сірого.

Коефіцієнти 0.299, 0.587 і 0.111 визначені на основі сприйняття людським оком різних кольорів. Червоний канал має найбільшу вагу (0.299), оскільки людське око менш чутливе до червоного світла. Зелений канал має найбільший внесок (0.587), оскільки він є найбільш сприйнятливим для людського зору. Синій канал має найменшу вагу (0.111), оскільки людське око найменш чутливе до синього світла. Таке перетворення дозволяє отримати більш коректне відображення яскравості зображення в градаціях сірого.

Зазначені коефіцієнти визначено відповідно до стандарту ITU-R BT.601, який використовується для перетворення кольорових зображень у відтінки сірого в системах обробки відеосигналів.

Третій етап. Порогова бінаризація, яка дозволяє розділити спектрограму на дві області: сигнальну (білу) та фонову (чорну). Вона виконується шляхом застосування порогового значення, обраного на основі статистичних параметрів спектрограми згідно з правилом (3):

$$I' = \begin{cases} 255, & I_{gray} > T \\ 0, & I_{gray} \leq T \end{cases} \quad (3)$$

де I_{gray} – інтенсивність пікселя у відтінках сірого;

I' – результуюче бінаризоване зображення;

T – порогове значення, яке визначає межу між сигнальною та фоновією областями;

255 – значення, що присвоюється сигнальній області (білий колір);

0 – значення, що присвоюється фоновій області (чорний колір).

Точне визначення порогу є критичним, оскільки занадто високе значення може призвести до втрати слабких сигналів, а занадто низьке – до збереження шуму. Оптимізація може здійснюватися за допомогою методу Оцу або адаптивної бінаризації, що враховує локальні особливості спектрограми.

Четвертий етап. Після виконання бінаризації зображення, на якому відображається спектрограма сигналу, здійснюється наступний етап аналізу, що полягає у виявленні частот, які містять корисний сигнал. Це досягається шляхом аналізу вертикальних стовпців бінаризованого зображення. Кожен стовпець спектрограми відповідає певній частоті, а його висота залежить від кількості білих пікселів у зображенні, що, у свою чергу, відображає рівень енергії сигналу в конкретній частотній смузі.

Зокрема, на цьому етапі підраховується кількість білих пікселів у кожному вертикальному стовпці спектрограми, що дозволяє визначити наявність активних частот, які можуть містити корисний сигнал. Для цього використовується наступна функція (4):

$$N_{active}(f) = \sum_{i=1}^h I'_{i,j}, \quad (4)$$

де h – висота зображення, що відповідає максимальній кількості пікселів у вертикальному напрямку спектрограми;

j – номер стовпця, який відповідає частоті f ;

$I'_{i,j}$ – бінаризоване значення пікселя на перехресті i -го ряду та j -го стовпця. Якщо піксель білий, то його значення дорівнює 1, якщо чорний – 0.

Якщо у стовпці виявляється велика кількість білих пікселів, це свідчить про те, що на відповідній частоті є значний рівень активності, що вказує на наявність корисного сигналу. Таким чином, на цьому етапі здійснюється виявлення частот, де присутній активний сигнал, що може бути використано для подальшого аналізу або фільтрації сигналів.

П'ятий етап. Останнім етапом є відсікання шумових компонент на основі аналізу щільності активних пікселів у кожному стовпці. Вводиться мінімальний поріг, який визначає необхідну кількість білих пікселів у стовпці, щоб вважати його частиною реального сигналу відповідно до правила (5):

$$N_{active}(f) = N_{min} \Rightarrow \text{фіксація сигналу на частоті } f. \quad (5)$$

Якщо кількість білих пікселів у стовпці менша за N_{min} , то ця частота вважається шумом і виключається з подальшого аналізу. Такий алгоритм дозволяє знижувати вплив шумових компонент на результати обробки сигналу, підвищуючи точність виявлення корисного сигналу.

N_{min} є ключовим параметром для налаштування чутливості до сигналу та визначення порогу для відсікання шуму. Значення цього порогу зазвичай вибирається експериментально залежно від характеристик сигналу і рівня шуму в конкретній задачі.

Для практичної реалізації даного алгоритму була написана програма мовою програмування C#, яка використовує бібліотеки для обробки графіки SkiaSharp та OpenCV.

```
using (var img = SKImage.FromBitmap(originalImage))
using (var data = img.Encode(SKEncodedImageFormat.Png, 100))
using (var stream = File.OpenWrite(tempPath))
{
    data.SaveTo(stream);
}

Mat image = CvInvoke.Imread(tempPath, ImreadModes.Grayscale);
double threshold = 150;
Mat binaryImage = new Mat();
CvInvoke.Threshold(image, binaryImage, threshold, 255, ThresholdType.Binary);

var imageData = (byte[,])binaryImage.GetData();
List<double> activeFrequencies = new List<double>();

for (int x = 0; x < binaryImage.Width; x++)
{
    int signalIntensity = 0;

    for (int y = 0; y < binaryImage.Height; y++)
    {
        byte pixelValue = imageData[y, x];
        if (pixelValue == 255)
        {
            signalIntensity++;
        }
    }

    if (signalIntensity > binaryImage.Height * 0.1)
    {
        int frequencyIndex = (int)((double)x / binaryImage.Width * Frequencies.Count);

        if (frequencyIndex >= 0 && frequencyIndex < Frequencies.Count)
        {
            double frequency = Frequencies[frequencyIndex];
            activeFrequencies.Add(frequency);
        }
    }
}

CvInvoke.Imwrite(processedFilePath, binaryImage);

ActiveFrequencies?.Invoke(activeFrequencies);
ProceedImage?.Invoke(processedFilePath);
```

Програма здійснює зчитування радіосигналу за допомогою спектроаналізатора TinySA, після чого отримані дані перетворюються на спектрограму. Для аналізу спектральної структури застосовується запропонований алгоритм, який дозволяє відокремлювати корисний сигнал від фонового шуму. У процесі виконання програми було здійснено детальний аналіз спектральної діаграми та відокремлено шумові компоненти від корисного сигналу. Застосування алгоритму бінаризації з пороговим значенням T сприяло виділенню областей із суттєвою амплітудою сигналу, мінімізуючи вплив випадкових флуктуацій. На рисунку 5 зображено два графіки, які створюються програмою та демонструють процес виділення шумів на спектрограмі за допомогою методу порогової бінаризації.

Верхній графік – це оригінальна спектрограма, де показано розподіл сили сигналу (в dBm) за частотою (в ГГц). Кольорова шкала праворуч відображає рівень сигналу: від 100 dBm (синій колір) до 0 dBm (червоний колір). На спектрограмі чітко видно області з високим рівнем сигналу (жовті та червоні), що відповідають корисним даним, а також області з низьким рівнем сигналу (сині), де присутні шуми.

Нижній графік – результат застосування порогової бінаризації до оригінальної спектрограми. Цей метод дозволяє розділити сигнал на два класи: корисний сигнал та шум. У даному випадку порогове значення було встановлено так, щоб відокремити шуми (відображені білим кольором) від корисних даних (чорний колір). Як видно з графіку, бінаризація успішно видалила шуми.

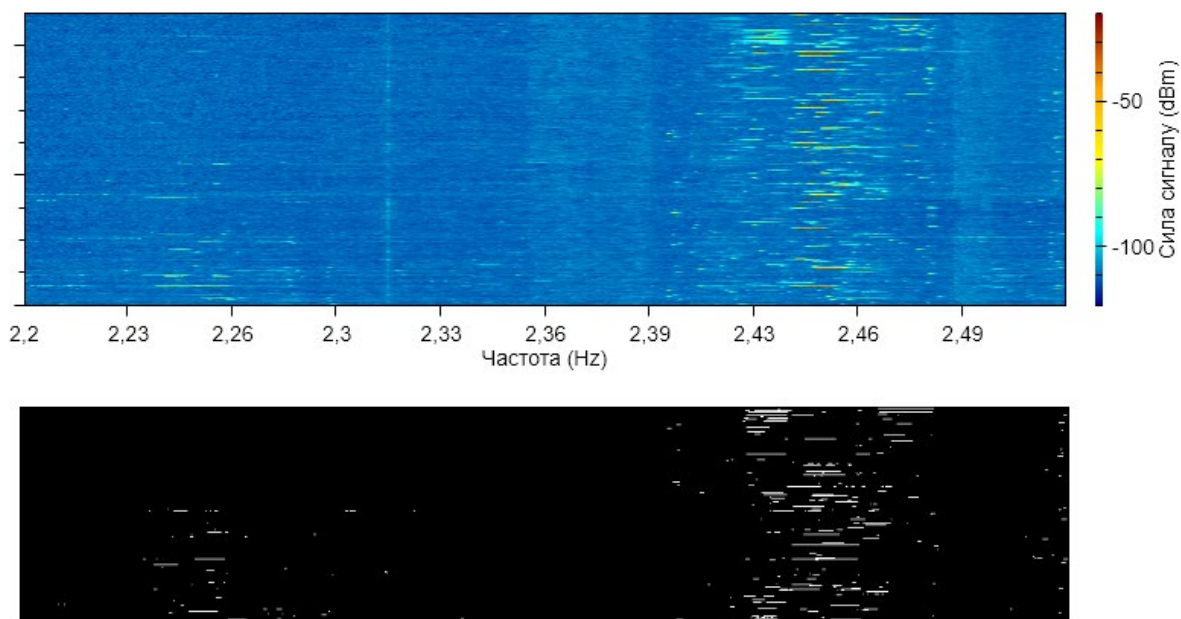


Рис. 5. Візуалізація порогової бінаризації для виділення шумів на спектрограмі

Отримані результати демонструють, що застосований алгоритм забезпечує відокремлення шумів та дозволяє виділити структурні особливості сигналу, що спрощує його подальший аналіз. Таким чином, алгоритм дозволяє підвищити якість спектральної обробки та точність подальшої ідентифікації характерних частотних компонент.

Ефективність запропонованої методики полягає в її здатності виділяти частотні компоненти зі спектрограми у структурованому форматі, придатному для подальшого аналізу. Це забезпечує автоматизацію обробки спектральних даних, мінімізуючи вплив людського фактора та підвищуючи точність і відтворюваність результатів аналізу.

Реалізований алгоритм дозволяє усувати шуми, що підтверджено експериментами із реальними спектрограмами. Аналіз результатів показав, що використання порогової бінаризації дозволяє зменшити рівень завад і виділити основні сигнали у спектрі.

Висновки. Запропонований алгоритм обробки продемонстрував високу ефективність у виділенні активних сигналів і фільтрації шумових компонент. Алгоритм забезпечує точне розпізнавання корисного сигналу завдяки застосуванню аналізу спектральних характеристик, що дозволяє значно покращити якість обробки даних.

Основними перевагами запропонованого алгоритму є:

використання локально адаптивних методів для визначення порогу бінаризації підвищує стійкість алгоритму до флуктуацій рівня шуму, що є важливим при роботі з реальними сигналами, де рівень шуму може змінюватися залежно від умов середовища. Це дозволяє забезпечити виділення активних частот навіть у складних умовах;

алгоритм здійснює детальний аналіз просторової структури бінаризованого зображення, що дозволяє зберігати важливі частотні компоненти сигналу, уникаючи їх втрат. Це важливо для подальшої обробки та інтерпретації сигналів, оскільки дозволяє зберегти їхню цілісність і точність для подальших етапів аналізу.

Запропонований алгоритм є корисним для обробки частотних характеристик у радіотехніці, акустиці, розпізнаванні мовлення та спектральному моніторингу.

Подальший розвиток може включати інтеграцію методів машинного навчання для автоматичної класифікації та адаптації до складніших сигналів.

СПИСОК ВИКОРИСТАНИХ ДЖЕРЕЛ

1. Конотопець М., Самойлов І., Сторчак А., Смольков О. Пропозиції з удосконалення технічних характеристик аналізаторів спектру сигналів // Сучасні інформаційні технології у сфері безпеки та оборони. 2024. № 50 (2). С. 118–128. DOI: 10.33099/2311-7249/2024-50-2-118-128.
2. Мухіна М. П. Алгоритм комплексування візуальних даних з далекомірними вимірюваннями для одночасного позиціонування та картографування (SLAM) // Електроніка та системи управління. 2010. № 1. С. 75–81.
3. Зубик Л., Пужай-Череда С., Сапельников О., Калугін Д., Котляр М. Аналіз методів і алгоритмів розпізнавання та ідентифікації зображень за їх окремими фрагментами // Кібербезпека: освіта, наука, техніка. 2024. № 4 (24). С. 363–375. DOI: 10.28925/2663-4023.2024.24.363375.
4. Dias F. F., Ponti M. A., Minghim R. Implementing simple spectral denoising for environmental audio recordings // arXiv preprint. 2022. arXiv:2201.02099.
5. Zhang Y., Wu L. Micro-Doppler Spectrogram Denoising Based on Generative Adversarial Network // IEEE Radar Conference (RadarConf18). 2018. С. 932–935.
6. Kandia V., Stylianou Y. Spectrogram denoising and automated extraction of the fundamental frequency variation of dolphin whistles // The Journal of the Acoustical Society of America. 2006. Т. 120 (5). С. 3435–3446.
7. Kuklasinski A., Lavesson N., Ulén J. Spectrogram denoising for the automated detection of marine mammal vocalizations // Applied Acoustics. 2015. Т. 97. С. 127–134.
8. Sezgin M., Sankur B. Survey over image thresholding techniques and quantitative performance evaluation // Journal of Electronic Imaging. 2004. Т. 13 (1). С. 146–165.
9. Kong Z., Ping W., Dantrey A., Catanzaro B. CleanUNet 2: A Hybrid Speech Denoising Model on Waveform and Spectrogram // arXiv preprint. 2023. arXiv:2309.05975.
10. Miramont J. M., Bardenet R., Chainais P., Auger F. Benchmarking multi-component signal processing methods in the time-frequency plane // arXiv preprint. 2024. arXiv:2402.08521.
11. Гаврилюк В., Мелешко В. Вибір параметрів перетворення Фур'є для спектрального аналізу тягового струму // Електромагнітна сумісність та безпека на залізничному транспорті. 2019. № 17. С. 11–19. DOI: 10.15802/ecsrt2019/225841.