

КОТ Максим

Національний технічний університет України «Київський політехнічний інститут імені Ігоря Сікорського»

<https://orcid.org/0009-0006-7178-5871>

e-mail: redkotyara@yahoo.com

СТЕПАНОВ Михайло

Національний технічний університет України «Київський політехнічний інститут імені Ігоря Сікорського»

<https://orcid.org/0000-0001-6376-4268>

e-mail: 2m.stepanov@gmail.com

ДОСЛІДЖЕННЯ МЕТОДІВ ЗНИЖЕННЯ ВЛАСНОГО ШУМУ МІКРОФОНА ДЛЯ СИСТЕМ КЛАСИФІКАЦІЇ ЗВУКУ

У роботі проведено порівняльний аналіз методів шумопридушення: вейвлет перетворення, RLS фільтрації та методів спектрального віднімання (за амплітудою та потужністю). Експериментальне дослідження виконувалося шляхом моделювання адитивної суміші ідеального сигналу, який взятий з датасету ESC-50 і належить до категорії "engine", та білого шуму з фіксованим відношенням сигнал/шум (SNR) на рівні 16.51 дБ. Оцінка якості очищення сигналу проводилася за двома критеріями: приріст метрики SNR та відносне зменшення середньоквадратичної похибки (MSE), розраховане відносно зашумленого сигналу. Результати моделювання показали, що найкращі показники відновлення форми сигналу забезпечує RLS фільтр, який підвищив SNR на 11.51 дБ. Метод вейвлет перетворення показав покращення на 5.09 дБ, тоді як методи спектрального віднімання за потужністю та амплітудою забезпечили приріст на 5.2 дБ та 3.75 дБ відповідно. Моделювання продемонструвало, що зашумлення знижує точність розпізнавання з еталонних 90,61% до 62,57% у класифікатора (навченого на датасеті ESC-50). Застосування RLS фільтра дозволило збільшити точність до 90,16%, що є найкращим результатом серед розглянутих методів. Вейвлет перетворення (з налаштуваннями агресивного шумопридушення) забезпечило точність 80,61%. Методи спектрального віднімання виявилися менш ефективними для задачі класифікації, показавши результат на рівні 65,02% (за потужністю) та 64,7% (за амплітудою).

Ключові слова: звук, сигнал, обробка, класифікація, шум.

KOT Maksym, STEPANOV Mikhailo

National Technical University of Ukraine "Igor Sikorsky Kyiv Polytechnic Institute"

RESEARCH ON THE EFFECT OF A MICROPHONE SELF-NOISE SUPPRESSION BY USING VARIOUS METHODS FOR AN NOISED AUDIO SIGNAL FOR CLASSIFICATION

The paper presents a comparative analysis of noise reduction methods: wavelet transformation, adaptive RLS filtration, and spectral subtraction methods (by amplitude and power). The experiment was performed by modeling an additive mixture of an ideal signal, which is taken from the ESC-50 dataset and belongs to the "engine" category, and white noise with a fixed signal-to-noise ratio (SNR) at the level of 16.51 dB. The performance of a signal denoising was measured by using two criteria: the increase in the SNR metric and the relative reduction in the mean square error (MSE), calculated relative to the noisy signal. The modeling results showed that the best denoising performance is provided by the RLS filter, which increased the SNR by 11.51 dB. The wavelet transformation method showed an improvement of 5.09 dB, while the spectral subtraction methods in terms of power and amplitude provided an increase of 5.2 dB and 3.75 dB, respectively. The experimental modeling showed that the white noise reduces the recognition accuracy from the idel 90.61% to 62.57% for the classifier (trained on the ESC-50 dataset). The usage of the RLS filter allowed to improve the accuracy to 90.16%, which is the best result among the considered methods. The wavelet transform (with aggressive noise suppression settings) provided an accuracy of 80.61%. The spectral subtraction methods turned out to be less effective for the classification task, showing a result of 65.02% (in power) and 64.7% (in amplitude)..

Keywords: sound, signal, processing, classification, noise.

Стаття надійшла до редакції / Received 02.07.2026
Прийнята до друку / Accepted 18.08.2026
Опубліковано / Published 10.09.2026



This is an Open Access article distributed under the terms of the [Creative Commons CC-BY 4.0](https://creativecommons.org/licenses/by/4.0/)

© КОТ Максим, СТЕПАНОВ Михайло

ПОСТАНОВКА ПРОБЛЕМИ У ЗАГАЛЬНОМУ ВИГЛЯДІ ТА ЇЇ ЗВ'ЯЗОК ІЗ ВАЖЛИВИМИ НАУКОВИМИ ЧИ ПРАКТИЧНИМИ ЗАВДАННЯМИ

Сучасні аудіомоніторингові системи класифікації стають невід'ємною частиною сучасного життя і використовуються у таких сферах, як аналіз музики, розпізнавання мовлення, системи безпеки тощо. Проте їхня практична ефективність критично залежить від якості вхідного сигналу. В умовах реальної експлуатації, особливо при використанні бюджетного обладнання, корисний сигнал зазнає деградації через накладання власного шуму мікрофона. Сторонній шум маскує унікальні часово-частотні ознаки вхідного сигналу, що є перешкодою для систем аудіомоніторингу під час класифікації. Тому існує потреба у зниженні впливу шуму для процесу класифікації аудіосигналу.

ФОРМУЛЮВАННЯ ЦІЛЕЙ СТАТТІ

Метою роботи є: проведення комп'ютерного моделювання придушення шумової складової в аудіосигналі, порівняння ефективності виділення корисної складової і оцінка точності класифікації для кожного відфільтрованого сигналу.

Об'єктом дослідження є: методи обробки зашумлених аудіосигналів у системах розпізнавання звуку.

Предметом дослідження є: ефективність алгоритмів шумопридушення для усунення власного шуму мікрофона в задачах аудіокласифікації.

ВИКЛАД ОСНОВНОГО МАТЕРІАЛУ

Для моделювання було обрано тестовий сигнал із відкритого датасету ESC-50, доступного в GitHub репозиторії [1]. Цей сигнал належить до категорії «engine» і надалі буде позначатися як «ідеальний» сигнал $s_i(t)$. Для імітації шуму, що генерується аудіозаписувальним пристроєм, використовується адитивний білий гаусівський шум (AWGN) [2] з нульовим математичним очікуванням $n(t)$. Генерацію шуму виконано за допомогою програмного забезпечення Audacity [3]. Результуючий зашумлений сигнал $s(t)$ (надалі — «тестовий сигнал») отримано як суму ідеального сигналу $s_i(t)$ та згенерованого шуму $n(t)$. Для усіх сигналів частота дискретизації становить 44.1 кГц.

$$s(t) = s_i(t) + n(t) \quad (1)$$

Сигнали $s_i(t)$ та $n(t)$ є некорельованими. Для всіх експериментів початкове значення SNR встановлено на рівні 16.51 дБ з метою імітації роботи мікрофона низької якості. Спектр ідеального та тестового сигналів показано на рис. 1 та рис. 2.

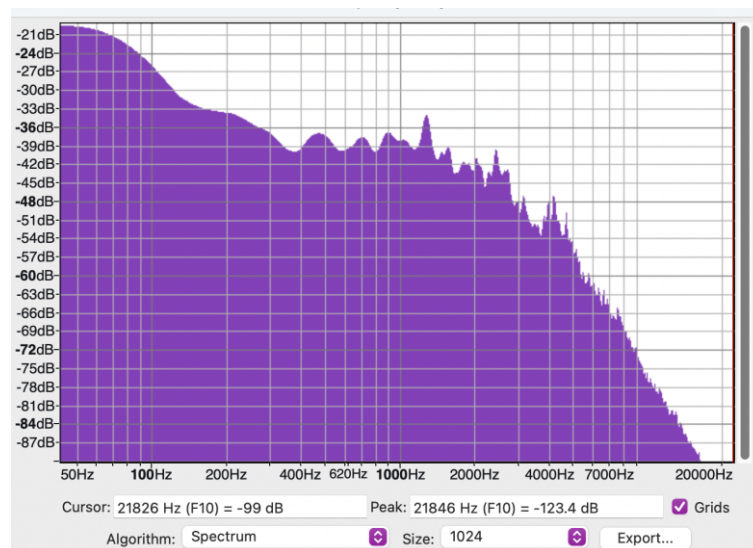


Рис. 1. Спектр ідеального сигналу

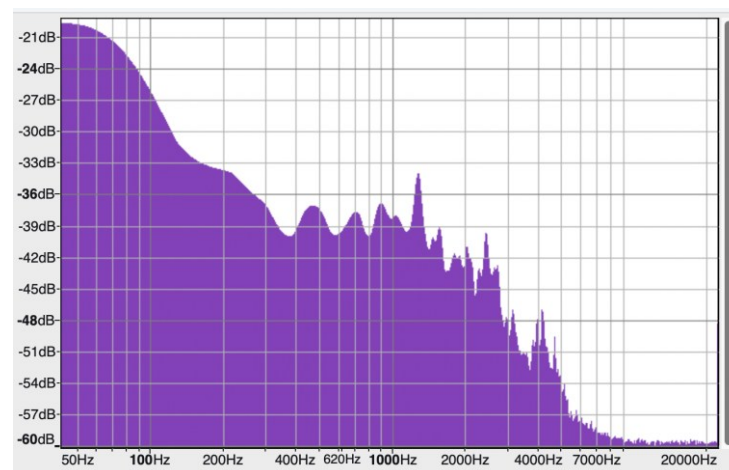


Рис. 2. Спектр тестового сигналу

Як критерії оцінки ефективності придушення шуму в тестовому сигналі обрано дві метрики: MSE та SNR [4]. Аналіз проводиться шляхом порівняння показників вхідного тестового сигналу $s(t)$ та відфільтрованого сигналу $sf(t)$.

$$MSE(s, sf) = \frac{1}{n} \sum_{i=0}^{n-1} |s(i) - sf(i)|^2 \quad (2)$$

$$SNR(s, sf) = 10 \log_{10} |s|^2 / |s - sf|^2 \quad (3)$$

Весь процес моделювання буде відбуватися за допомогою мови програмування Python.

Вейвлет перетворення

Вейвлет-перетворення дозволяє одночасно аналізувати сигнали як у часовій, так і в частотній області. Його основний принцип полягає у дослідженні сигналу на декількох масштабах, що забезпечує виявлення локальних особливостей із різною роздільною здатністю [5].

Метод розкладає сигнал на рівні, які відповідають окремим частотним діапазнам, зберігаючи при цьому інформацію про локальні особливості. Завдяки властивості багатомасштабного аналізу, вейвлет-методи є високоефективними для шумопридушення: вони дозволяють усунути шумові компоненти, зберігаючи важливі характеристики корисного сигналу [5].

Під час моделювання використовувалися вейвлет-функції різних порядків з таких сімейств: Coiflet, Symlet, Daubechies, Biorthogonal. Досліджувалися такі рівні розкладу (декомпозиції): 2, 5 та 7.

Таблиця 1 містить результати придушення шуму тестового сигналу

Таблиця 1

Результати моделювання придушення шумів за допомогою вейвлет перетворення

Вейвлет	Рівень розкладання	Зміна SNR після фільтрації, дБ	Зміна MSE після фільтрації, %
db4	7	-10.21	-948.71
db4	2	4.39	63.64
db4	5	-8.34	-582.52
coifl7	7	-9.86	-868.65
coifl7	2	5.09	69.01
coifl7	5	-8.22	-564.24
sym7	7	-10.02	-904.3
sym7	2	4.73	66.32
sym7	5	-8.26	-570.26
bior3.5	7	-10.08	-919.56
bior3.5	2	4.6	65.34
bior3.5	5	-8.72	-645.3

По даним таблиці 1 встановлено, що оптимальним для шумопридушення тестового сигналу є вейвлет сімейства Coiflet 17-го порядку. Аналіз даних цієї таблиці показує, що оптимальна кількість рівнів розкладу для всіх досліджуваних вейвлет-функцій становить два рівні. Отже, було отримано приріст SNR на 5.09 дБ.

У ході експериментів зафіксовано зростання кінцевого SNR при використанні оптимального рівня декомпозиції для всіх вейвлетів, причому отримані значення суттєво не відрізнялися між собою. На рис. 3 показано спектр після придушення шуму з оптимальним SNR.

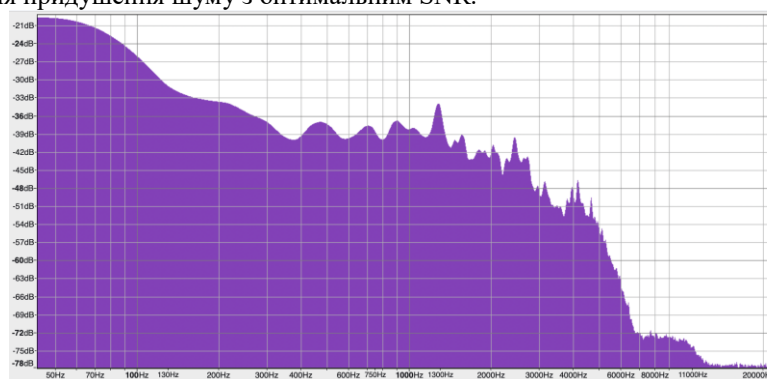


Рис. 3. Спектр сигналу після придушення шуму за допомогою вейвлет перетворення

RLS фільтр

RLS фільтр належить до адаптивних фільтрів, принцип роботи яких полягає у процесі мінімізації MSE між виходом фільтра та бажаним сигналом. Такі фільтри ефективні для оцінки нестационарних сигналів і систем, а також у ситуаціях, що вимагають покрокової адаптації та мінімальної затримки обробки.

Адаптивні фільтри широко застосовуються в таких сферах, як багатоканальне придушення шуму, радіолокації та гідроакустиці, вирівнювання каналів в системах мобільного зв'язку, ехокомпенсація і кодування мови з низькою затримкою [6].

Перед початком моделюванням важливо визначити, які сигнали використовувати як еталонні і бажані. На рис. 4 показана загальна структура фільтра RLS [7]. Для бажаного сигналу $d(k)$ використовується тестовий сигнал, а для вхідного (опорного) сигналу $x(k)$ використовується попередньо згенерований AWGN. Для моделювання шумової складової, що накладається на ідеальний сигнал, було згенеровано новий AWGN. Його коефіцієнт кореляції з опорним шумом становить 0.8. Початкове значення SNR залишається незмінним.

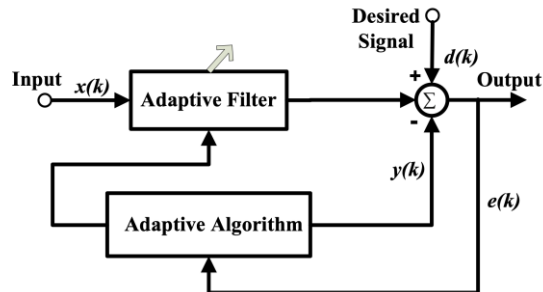


Рис. 4. Загальна структура RLS фільтра

Із заданою структурою фільтра відфільтрований сигнал sf може бути отриманий як

$$sf(k) = d(k) - y(k) \quad (4)$$

Внаслідок моделювання було встановлено, що для значення фактора забування (ФЗ) λ , починаючи з 0.99, спостерігається збільшення SNR вихідного сигналу. Зокрема, починаючи від 0.999 для ФЗ спостерігається збільшення SNR на 11.51 дБ. Цей показник перевищує результат, отриманий методом вейвлет-перетворення (розглянутим у попередньому розділі) за ідентичних умов моделювання.

Детальні експериментальні результати додані до таблиці. 2. Спектр вихідного сигналу $sf(t)$ з оптимальними параметрами RLS фільтра зображений на рисунку 5.

Таблиця 2

Результати моделювання придушення шумів за допомогою RLS фільтра

λ	Порядок фільтра	Зміна SNR після фільтрації, дБ	Зміна MSE після фільтрації, %
0.98	1	1.29	25.74
0.98	2	0.35	7.67
0.98	3	-1.21	-32.2
0.98	4	-2.39	-73.47
0.99	1	2.91	48.78
0.99	2	3.2	52.13
0.99	3	1.74	33.01
0.99	4	0.52	11.3
0.995	1	4	60.22
0.995	2	5.95	74.56
0.995	3	4.71	66.17
0.995	4	3.45	54.83
0.999	1	5.11	69.15
0.999	2	11.23	92.46
0.999	3	11.561	92.93
0.999	4	10.19	90.42

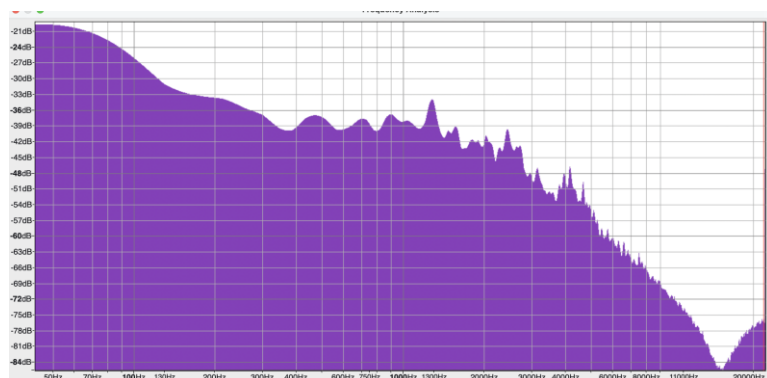


Рис. 5. Спектр відфільтрованого сигналу за допомогою RLS фільтра

Спектральне віднімання

Спектральне віднімання — це метод оцінки спектральної амплітуди, який базується на статистичних моделях як сигналу, так і його шуму для наближення спектра амплітуди чистого сигналу [6]. У цьому підході фазові спотворення зазвичай не враховуються, оскільки основна увага приділяється відновленню амплітудної складової. Головна ідея методу полягає в оцінці спектра вихідного сигналу шляхом віднімання оцінки спектру шуму від зашумленого спектру[6].

Спектральне віднімання може бути виражене як [6]

$$\check{X}_i^b = Y_i^b - \alpha(i)\bar{N}_i^b \quad (5)$$

де $\check{X}_i^b$ — оцінка спектра амплітуди сигналу в степені b , $\bar{N}_i^b$ — середня за часом амплітуда спектра шуму в степені b ; 123213 — спектр амплітуди шуму в степені b . Параметр $\alpha(i)$ контролює кількість шуму, який буде віднятий від шумового аудіосигналу. Якщо параметр дорівнює 1, то це повне віднімання шуму. В іншому випадку, якщо параметр більше 1, то відбувається надмірне віднімання.

Існує 2 варіанти спектрального віднімання: віднімання спектра амплітуди, яке можна виразити як [6],

$$\check{X}_i = Y_i - \bar{N}_i \quad (6)$$

і віднімання спектра потужності, яке можна представити як

$$\check{X}_i^2 = Y_i^2 - \bar{N}_i^2 \quad (7)$$

Через випадкові флуктуації шуму спектральне віднімання іноді призводить до появи від'ємних значень оцінки спектра. Щоб відобразити цю оцінку у вигляді невід'ємного значення, існує функція відображення, яка буде використовуватися під час моделювання у найпростішій формі і може бути виражена як [6]

$$T(\check{X}_i) = \begin{cases} \check{X}_i & \text{if } \check{X}_i > \beta Y_i \\ \beta Y_i & \text{otherwise} \end{cases} \quad (8)$$

У таблиці 3 наведено результати процесу моделювання шумопридушення за допомогою віднімання спектра амплітуди, а в таблиці 4 — методом віднімання спектра потужності для тестового сигналу. У рамках експерименту для обох методів припускається, що протягом перших 500 мілісекунд в сигналі присутній лише шум.

Таблиця 3

Результати моделювання придушення шумів за допомогою віднімання спектру амплітуди

$\alpha(i)$	β	Зміна SNR після фільтрації, дБ	Зміна MSE після фільтрації, %
0.7	0.01	3.4	54.32
0.9	0.01	3.74	57.74
0.9	0.1	3.7	57.31
1	0.01	3.75	57.88
1	0.1	3.71	57.45
1	0.15	3.67	57.01
1.2	0.01	3.52	55.55

Таблиця 4

Результати моделювання придушення шумів за допомогою віднімання спектру потужності

$\alpha(i)$	β	Зміна SNR після фільтрації, дБ	Зміна MSE після фільтрації, %
1	0.01	2.57	44.62
1	0.1	2.49	43.7
1	0.15	2.44	43.04
2	0.01	4.27	62.56
2	0.1	4.18	61.79
2	0.15	4.1	61.1
3	0.01	5.04	68.7
3	0.1	4.99	68.34
3	0.15	4.92	67.81
4	0.01	5.2	69.79
4	0.1	5.2	69.81
4	0.15	5.15	69.46

На основі вмісту таблиць 3 і 4 можна зробити висновок, що при повному відніманні шуму спектральне віднімання за потужністю дає менше поліпшень, ніж віднімання за амплітудою. Однак при використанні надмірного віднімання характеристики змінюються.

SNR вихідного сигналу починає зменшуватися при спектральному відніманні за амплітудою, коли значення $\alpha(i)$ збільшується. Водночас спектральне віднімання за потужністю починає ще більше поліпшувати співвідношення сигнал/шум вихідного сигналу. При оптимальних параметрах методи спектрального віднімання забезпечили приріст SNR на 3,75 дБ (за амплітудою) та на 5,2 дБ (за потужністю). На рис. 6 і рис. 7 показано оптимальні спектри вихідного сигналу після процедури шумопридушення.

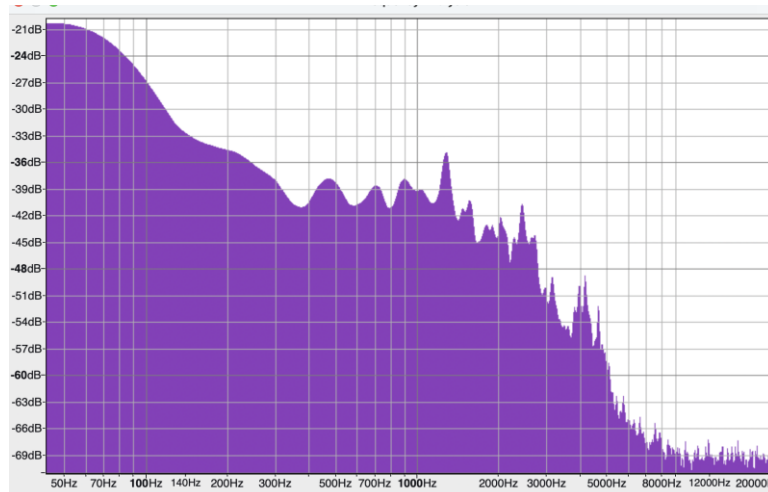


Рис. 6. Спектр відфільтрованого сигналу за допомогою віднімання спектру амплітуди

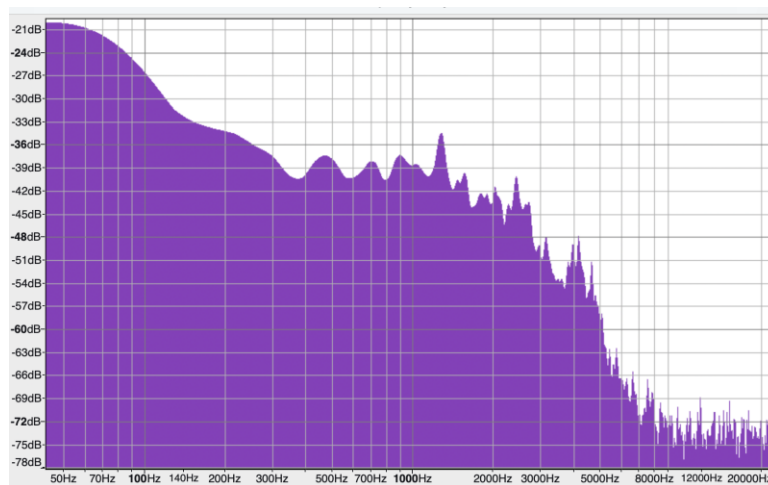


Рис. 7. Спектр відфільтрованого сигналу за допомогою віднімання спектру потужності

Порівняння ефективності класифікації за допомогою нейронної мережі

Традиційні методи, засновані на обробці сигналів, покладаються на ретельну розробку характеристик і галузеву експертизу, але можуть стикатися з обмеженнями при обробці складних моделей або узагальненні на нових даних, порівняно з більш просунутими техніками, такими як глибоке навчання [8].

Зі стрімким розвитком технологій штучного інтелекту глибоке навчання стало однією з важливих технологій для вирішення проблем у різних сферах [8]. Глибоке навчання стало потужною технікою для класифікації звуків, демонструючи чудові результати в різних сферах застосування [8]. Моделі глибокого навчання, такі як згорткові нейронні мережі (CNN) та рекурентні нейронні мережі (RNN), здатні виділяти інформативні ознаки безпосередньо з необроблених звукових хвиль, що забезпечує більш ефективне навчання [8]. Ці моделі можуть фіксувати низькорівневі акустичні характеристики, такі як спектральні патерни та часова динаміка, а також семантичну інформацію вищого рівня, що дозволяє їм розрізняти складні характеристики звуку та класифікувати звукові сигнали з високою точністю [8]. Завдяки навчанню на великих анотованих наборах даних, моделі глибокого навчання здатні якісно узагальнювати знання на нові зразки звуків, демонструючи надійність у таких задачах, як розпізнавання мови, аналіз музики та акустичний моніторинг довкілля. Гнучкість і адаптивність глибокого навчання роблять його перспективним підходом до

вдосконалення можливостей класифікації звуків і відкриття нових можливостей у додатках, пов'язаних зі звуком.

У роботі пропонується використати CNN нейронну мережу для моделювання і порівняння ефективності класифікації тестового звуку до фільтрації і після неї за допомогою методів, які згадуються у попередніх розділах. Нейронна мережа класифікує звук за його мелчастотними кепстральними коефіцієнтами (MFCC)[!]. Для моделювання була побудована модель нейронної мережі, що складається з двох згорткових шарів (у першому шарі 32 фільтри, 64 фільтри у другому, в обох ядро становить 3×3) та двох шарів макс-пулінгу (2×2). Для захисту від перенавчання використовується dropout шар з ймовірністю 0.2. Остаточна класифікація виконується повноз'язним шаром (64 нейрони) та вихідним нейроном, який використовує функцію сигмоїдальною у якості функції активації, що повертає значення в діапазоні $[0,1]$. Як навчальну вибірку використано 74 файли з датасету ESC-50, 37 з яких належать до категорії “engine”, а решта — до інших категорій.

Результати моделювання додано до таблиці 5.

Таблиця 5

Результати моделювання придушення шумів за допомогою віднімання спектру амплітуди

Метод фільтрації шуму	Ймовірність приналежності до категорії “engine” після фільтрації шуму, %	Ймовірність приналежності до категорії “engine” сигналу $s(t)$, %	Ймовірність приналежності до категорії “engine” сигналу $s_i(t)$, %
RLS фільтр	90.16	62.57	90.61
Вейвлет перетворення	80.61		
Спектральне віднімання у спектрі амплітуди	64.7		
Спектральне віднімання у спектрі потужності	65.02		

На основі даних таблиці 5, використання RLS фільтра для усунення власних шумів мікрофона дозволяє наблизити ймовірність приналежності (90.16 %) тестового сигналу $s(t)$ під час класифікації аудіо сигналу до ідеального значення без шумів (90.61) для сигналу $s_i(t)$.

Використання вейвлет перетворення дозволило покращити розпізнавання зашумленого аудіосигналу до 80.61%. Це досягнуто завдяки агресивнішому придушенню шуму, що, однак, супроводжувалося зниженням SNR.

Спектральне віднімання підвищило якість класифікації лише на декілька відсотків. Це пояснюється впливом “музичного шуму”, який виникає після фільтрації шумової складової сигналу.

ВИСНОВКИ З ДАНОГО ДОСЛІДЖЕННЯ

І ПЕРСПЕКТИВИ ПОДАЛЬШИХ РОЗВІДОК У ДАНОМУ НАПРЯМІ

У роботі проведено серію експериментів для дослідження якості придушення власного шуму мікрофона за допомогою RLS фільтра, вейвлет перетворення та спектрального віднімання для аудіокласифікації тестового зашумленого сигналу в однакових умовах.

Оптимальним рішенням слугує RLS фільтр, який забезпечує зростання SNR на 11.51 дБ. Це дозволило наблизити експериментальне значення (90.16 %) ймовірності приналежності зашумленого тестового сигналу до категорії “engine” до ідеального значення, коли будь-які шуми відсутні (90.61%).

Використання вейвлет перетворення для сильного придушення шумової складової дозволяє збільшити вірогідність розпізнавання аудіо моніторинговою системою як звук, який відноситься до категорії “engine”, до 80.61%.

Метод спектрального віднімання підвищив точність класифікації лише на декілька відсотків через виникнення артефактів типу “музичний шум”. Для покращення результатів цього методу необхідна додаткова обробка таких артефактів.

Варто зазначити, що експерименти виконувалися на обмеженій вибірці з датасету ESC-50. Розширення навчальної вибірки дозволить додатково підвищити якість аудіокласифікації.

Отримані результати ляжуть в основу подальших досліджень методів шумопридушення з урахуванням шумів навколишнього середовища.

Література

1. Piczak K. ESC: Dataset for Environmental Sound Classification [Електронний ресурс] / Karol Piczak // Proceedings of the 23rd Annual ACM Conference on Multimedia. – [Б. м.], 2015. – С. 1015–1018. – Режим доступу: <https://doi.org/10.1145/2733373.2806390>
2. Brixen E. The basics about noise in mics [Електронний ресурс] / Eddy Brixen // Pro-audio microphones - DPA Microphones. – Режим доступу: <https://www.dpamicrophones.com/mic-university/technology/the-basics-about-noise-in-mics>
3. Audacity ® | Free Audio editor, recorder, music making and more! [Електронний ресурс]. – Режим доступу: <https://www.audacityteam.org>

4. Wieland B. Speech Signal Noise Reduction with Wavelets [Електронний ресурс] : Diplomarbeit / Wieland Bernhard. – Ulm, 2009. – 137 с. – Режим доступу: https://www.uni-ulm.de/fileadmin/website_uni_ulm/uzwr/wieland/wieland-diplomarbeit-speech-signal-noise-reduction-with-wavelets.pdf
5. Noise Reduction of Speech Signal using Wavelet Transform with Modified Universal Threshold [Електронний ресурс] / Rajeev Aggarwal [та ін.] // International Journal of Computer Applications. – 2011. – Т. 20, № 5. – С. 14–19. – Режим доступу: <https://doi.org/10.5120/2431-3269>
6. Vaseghi S. Advanced Digital Signal Processing and Noise Reduction / Saeed Vaseghi. – 3-тє вид. – [Б. м.] : John Wiley & Sons, 2006.
7. Sajid M. Satellite image restoration using RLS adaptive filter and enhancement by image processing techniques [Електронний ресурс] / Muhammad Sajid, Khurram Khurshid // 2015 Symposium on Recent Advances in Electrical Engineering (RAEE), Islamabad, Pakistan, 19–20 жовт. 2015 р. – [Б. м.], 2015. – Режим доступу: <https://doi.org/10.1109/raee.2015.7352750>
8. Chu H.-C. A CNN Sound Classification Mechanism Using Data Augmentation [Електронний ресурс] / Hung-Chi Chu, Young-Lin Zhang, Hao-Chu Chiang // Sensors. – 2023. – Т. 23, № 15. – С. 6972. – Режим доступу: <https://doi.org/10.3390/s23156972>

References

1. Piczak K. ESC: Dataset for Environmental Sound Classification [Elektronnyi resurs] / Karol Piczak // Proceedings of the 23rd Annual ACM Conference on Multimedia. – [Б. м.], 2015. – S. 1015–1018. – Rezhym dostupu: <https://doi.org/10.1145/2733373.2806390>
2. Brixen E. The basics about noise in mics [Elektronnyi resurs] / Eddy Brixen // Pro-audio microphones - DPA Microphones. – Rezhym dostupu: <https://www.dpamicrophones.com/mic-university/technology/the-basics-about-noise-in-mics>
3. Audacity ® | Free Audio editor, recorder, music making and more! [Elektronnyi resurs]. – Rezhym dostupu: <https://www.audacityteam.org>
4. Wieland B. Speech Signal Noise Reduction with Wavelets [Elektronnyi resurs] : Diplomarbeit / Wieland Bernhard. – Ulm, 2009. – 137 s. – Rezhym dostupu: https://www.uni-ulm.de/fileadmin/website_uni_ulm/uzwr/wieland/wieland-diplomarbeit-speech-signal-noise-reduction-with-wavelets.pdf
5. Noise Reduction of Speech Signal using Wavelet Transform with Modified Universal Threshold [Elektronnyi resurs] / Rajeev Aggarwal [та ін.] // International Journal of Computer Applications. – 2011. – Т. 20, № 5. – S. 14–19. – Rezhym dostupu: <https://doi.org/10.5120/2431-3269>
6. Vaseghi S. Advanced Digital Signal Processing and Noise Reduction / Saeed Vaseghi. – 3-tie vyd. – [Б. м.] : John Wiley & Sons, 2006.
7. Sajid M. Satellite image restoration using RLS adaptive filter and enhancement by image processing techniques [Elektronnyi resurs] / Muhammad Sajid, Khurram Khurshid // 2015 Symposium on Recent Advances in Electrical Engineering (RAEE), Islamabad, Pakistan, 19–20 zhovt. 2015 r. – [Б. м.], 2015. – Rezhym dostupu: <https://doi.org/10.1109/raee.2015.7352750>
8. Chu H.-C. A CNN Sound Classification Mechanism Using Data Augmentation [Elektronnyi resurs] / Hung-Chi Chu, Young-Lin Zhang, Hao-Chu Chiang // Sensors. – 2023. – Т. 23, № 15. – S. 6972. – Rezhym dostupu: <https://doi.org/10.3390/s23156972>