

Міністерство освіти і науки України
Тернопільський національний технічний університет імені Івана Пулюя

факультет прикладних інформаційних технологій та електроінженерії

(повна назва факультету)

кафедра радіотехнічних систем

(повна назва кафедри)

КВАЛІФІКАЦІЙНА РОБОТА

на здобуття освітнього ступеня

магістр

(назва освітнього ступеня)

на тему: Підвищення ефективності методу адаптивної фільтрації
радіосигналів на основі спектрального віднімання

Виконав(ла): студент(ка) 6 курсу, групи РАМ-61
спеціальності

172 Електронні комунікації та радіотехніка

(шифр і назва спеціальності)

Шастків М.А.
(підпис) (прізвище та ініціали)

Керівник Дедів І.Ю.
(підпис) (прізвище та ініціали)

Нормоконтроль Хвостівська Л.В.
(підпис) (прізвище та ініціали)

Завідувач кафедри Дунець В.Л.
(підпис) (прізвище та ініціали)

Рецензент Дозорська О.Ф.
(підпис) (прізвище та ініціали)

Тернопіль
2025

Міністерство освіти і науки України
Тернопільський національний технічний університет імені Івана Пулюя

Факультет прикладних інформаційних технологій та електроінженерії
(повна назва факультету)

Кафедра радіотехнічних систем
(повна назва кафедри)

ЗАТВЕРДЖУЮ

Завідувач кафедри

Дунець В.Л.
(підпис) (прізвище та ініціали)

«26» листопада 2025 р.

З А В Д А Н Н Я
НА КВАЛІФІКАЦІЙНУ РОБОТУ

на здобуття освітнього ступеня магістр

(назва освітнього ступеня)

за спеціальністю 172 Електронні комунікації та радіотехніка

(шифр і назва спеціальності)

студенту Шастківу Максиму Андрійовичу

(прізвище, ім'я, по батькові)

1. Тема роботи Підвищення ефективності методу адаптивної фільтрації радіосигналів на основі спектрального віднімання

Керівник роботи Дедів Ірина Юріївна, к.т.н., доцент

(прізвище, ім'я, по батькові, науковий ступінь, вчене звання)

Затверджені наказом ректора від «26» листопада 2025 року № 4/7-1038

2. Термін подання студентом завершеної роботи 11 грудня 2025 року

3. Вихідні дані до роботи Технічне завдання, метод адаптивної фільтрації радіосигналів

4. Зміст роботи (перелік питань, які потрібно розробити)

1. Аналітична частина

2. Основна частина

3. Науково-дослідна частина

4. Охорона праці та безпека в надзвичайних ситуаціях

5. Перелік графічного матеріалу (з точним зазначенням обов'язкових креслень, слайдів)

6. Консультанти розділів роботи

[illegible]

7. Дата видачі завдання _____

КАЛЕНДАРНИЙ ПЛАН

[illegible]

Студент _____
(підпис)

Шастків Максим Андрійович
(прізвище та ініціали)

Керівник роботи _____
(підпис)

Дедів Ірина Юріївна
(прізвище та ініціали)

АНОТАЦІЯ

Підвищення ефективності методу адаптивної фільтрації радіосигналів на основі спектрального віднімання // Кваліфікаційна робота магістра // Шастків Максим Андрійович // ТНТУ ім. І.Пулюя, ФПТ // Тернопіль, 2025 // с. - 127, рис. - 38, дод. - 6, бібл. - 30.

Ключові слова: СПЕКТР, ФІЛЬТР, АДАПТИВНА ФІЛЬТРАЦІЯ, АЛГОРИТМ.

В роботі запропоновано спосіб підвищення ефективності методу адаптивної фільтрації радіосигналів на основі спектрального віднімання. Розглянуто суть методу спектрального віднімання. Основна проблема методу спектрального віднімання це те, що він використовує недостатньо апріорної інформації, і з цієї причини він поступається фільтрам Вінера та баєсівським методам статистичного відновлення. Для підвищення ефективності методу спектрального віднімання запропоновано забезпечити можливість адаптивного оцінювання параметрів шуму. Пропонований алгоритм автоматично відстежує моменти, коли корисний сигнал відсутній, і оновлює параметри спектра шуму в режимі реального часу. Власне метод базується на адаптації до ділянок сигналу, на яких відсутній корисний сигнал. Проведено експериментальну верифікацію запропонованого методу спектрального віднімання із адаптивним визначенням ділянок шуму. Показано, що запропонований метод адаптивної фільтрації на основі спектрального віднімання є більш ефективним в порівнянні із класичним методом.

ANNOTATION

Improving the efficiency of the adaptive filtering method of radio signals based on spectral subtraction // Shastkiv M.A. // TNTU, FPT // Ternopil, 2025 // p. - 127, fig. - 38, appl. - 6, bibl. - 30.

Key words: SPECTRUM, FILTER, ADAPTIVE FILTERING, ALGORITHM.

The paper proposes a method for increasing the efficiency of the method of adaptive filtering of radio signals based on spectral subtraction. The essence of the spectral subtraction method is considered. The main problem of the spectral subtraction method is that it does not use enough a priori information, and for this reason it is inferior to Wiener filters and Bayesian statistical recovery methods. To increase the efficiency of the spectral subtraction method, it is proposed to provide the possibility of adaptive estimation of noise parameters. The proposed algorithm automatically tracks the moments when the useful signal is absent and updates the parameters of the noise spectrum in real time. The method itself is based on adaptation to signal areas where the useful signal is absent. Experimental verification of the proposed spectral subtraction method with adaptive determination of noise areas is carried out. It is shown that the proposed method of adaptive filtering based on spectral subtraction is more effective compared to the classical method.

ЗМІСТ

ВСТУП.....	8
РОЗДІЛ 1. АНАЛІТИЧНА ЧАСТИНА.....	10
1.1 Загальні поняття.....	10
1.2 Методи обробки сигналів.....	12
1.3 Застосування цифрової обробки сигналів.....	14
1.4 Адаптивна фільтрація.....	32
1.5 Висновки до розділу 1.....	53
РОЗДІЛ 2. ОСНОВНА ЧАСТИНА.....	55
2.1 Загальні поняття.....	55
2.2 Віднімання спектра потужності.....	59
2.3 Віднімання спектру амплітуд.....	60
2.4 Фільтр спектрального віднімання.....	61
2.5 Спотворення результатів обробки.....	63
2.6 Вплив спектрального віднімання на розподіл сигналу.....	64
2.7 Зменшення дисперсії шуму.....	66
2.8 Фільтрація спотворень обробки.....	67
2.9 Нелінійне спектральне віднімання.....	68
2.10 Реалізація спектрального віднімання.....	72
2.11 Застосування до відновлення та розпізнавання мовлення.....	74
2.12 Висновки до розділу 2.....	76
РОЗДІЛ 3. НАУКОВО-ДОСЛІДНА ЧАСТИНА.....	78
3.1 Реалізація методу спектрального віднімання в Matlab.....	78
3.2 Алгоритм методу адаптивного спектрального віднімання.....	81
3.3 Структура пропонованого методу.....	83
3.4 Експериментальна верифікація пропонованого методу.....	87
3.5 Висновки до розділу 3.....	91

РОЗДІЛ 4. ОХОРОНА ПРАЦІ ТА БЕЗПЕКА В НАДЗВИЧАЙНИХ СИТУАЦІЯХ.....	93
4.1 Охорона праці.....	93
4.2 Безпека в надзвичайних ситуаціях.....	96
4.3 Висновки до розділу 4.....	101
ВИСНОВКИ.....	102
ПЕРЕЛІК ПОСИЛАНЬ.....	104
ДОДАТКИ	

ВСТУП

Актуальність. Центральною задачею обробки сигналів є розроблення ефективних методів виділення їх на фоні завад. Зокрема багато уваги приділяється питанням шумоподавлення в різних сумішах сигналів та шумів, зокрема при адитивних шумах в результаті впливів різних факторів як навколишнього середовища, так і каналу зв'язку. В якості останнього часто розглядається радіоканал.

З цією метою була розвинута теорія оптимальної фільтрації, зокрема із застосуванням адаптивних фільтрів. Такі фільтри використовуються для опрацювання нестаціонарних сигналів та середовищ, або в застосунках, де потрібна адаптація процесу по кожній вибірці або низька затримка часу обробки. Застосування адаптивних фільтрів включають багатоканальне шумоподавлення, вирівнювання каналів для стільникових мобільних систем зв'язку, придушення відлуння та кодування мовлення з малою затримкою тощо. При цьому домінуючим є напрямок розроблення адаптивних алгоритмів шумоподавлення, які можуть застосовуватись до опрацювання як радіосигналів, так і прийнятих і демодульованих/декодованих аудіосигналів для радіозв'язку та телебачення.

Адаптивне шумоподавлення є методом обробки сигналів для високоефективного подавлення адитивних перешкод або шумів, що спотворюють прийнятий корисний сигнал, коли відомі параметри та характеристики перешкод, і коли корисний сигнал та перешкоди не корельовані. До таких методів відносять зокрема методи Вінерівської фільтрації, Калманівської ільтрації, спектрального віднімання тощо.

Останній метод є перспективним в плані простоти технічної реалізації, малої часової затримки опрацювання тощо. Основною ж проблемою методу спектрального віднімання є наявність спотворень обробки, спричинених випадковими варіаціями шуму. Тому залишається актуальним завданн

розроблення більш ефективного методу адаптивної фільтрації радіосигналів, зокрема аудіосигналів, на основі спектрального віднімання.

Мета. Спосіб підвищення ефективності методу адаптивної фільтрації радіосигналів на основі спектрального віднімання. **Задачі:**

- аналіз методів адаптивної фільтрації;
- аналіз методу спектрального віднімання, виділення його переваг та недоліків;
- розроблення методу спектрального віднімання із адаптивним виділенням ділянок шуму;
- експериментальна верифікація розробленого методу адаптивної фільтрації.

Об'єкт дослідження: процес адаптивної фільтрації радіосигналів на основі спектрального віднімання.

Предмет дослідження: метод спектрального віднімання із адаптивним виділенням ділянок шуму.

Наукова новизна. Запропоновано метод спектрального віднімання із адаптивним виділенням ділянок шуму.

Практичне значення. Перспективним є застосування розробленого методу в системах шумоочищення аудіосигналів а також в системах радіозв'язку.

РОЗДІЛ 1

АНАЛІТИЧНА ЧАСТИНА

1.1 Загальні поняття

Обробка сигналів пов'язана з моделюванням, виявленням, ідентифікацією та використанням інформативних ознак і структур сигналів. Методи обробки сигналів застосовуються в системах аудіообробки, цифровому телебаченні та радіо, стільникових мобільних системах, в області розпізнавання голосу, штучного зору, системах локації, геофізичних дослідженнях, медичній електроніці та загалом в будь-якій системі, що пов'язана з передачею або обробкою інформації. Теорія обробки сигналів відіграє центральну роль у розвитку цифрових телекомунікаційних та автоматизованих систем, а також в ефективній та оптимальній передачі, прийомі та декодуванні інформації. Статистична теорія обробки сигналів забезпечує основу для моделювання розподілу випадкових сигналів та середовищ, в яких сигнали поширюються. Статистичні моделі застосовуються в обробці сигналів та в системах прийняття рішень для вилучення інформації з сигналу, який може бути зашумленим, спотвореним або неповним.

Сигнал визначається як зміна величини, за допомогою якої передається інформація про стан, характеристики, склад, траєкторії чи напрямки дії джерела сигналу. Сигнал – це засіб передачі інформації. Інформація, що передається в сигналі, може використовуватися людьми або машинами для зв'язку, прогнозування, прийняття рішень, управління, дослідження тощо. На рис. 1.1 зображено джерело інформації, за яким слідує система формування інформативного сигналу, канал зв'язку для поширення сигналу від передавача до приймача та блок обробки сигналів на приймачі для вилучення інформації з сигналу. Загалом, існує операція відображення, яка накладає інформацію $I(t)$

на сигнал $x(t)$, як засіб перенесення інформації. Цю функцію відображення можна позначити як $T[I(t)]$ та виразити як:

$$x(t)=T[I(t)] \quad (1.1)$$

Наприклад, у мовному спілкуванні людини механізм генерації голосу надає диктору засоби для відображення кожного слова в окремий акустичний мовленнєвий сигнал, який може поширюватися до слухача. Щоб передати слово w , диктор генерує акустичну сигнальну реалізацію слова; цей акустичний сигнал $x(t)$ може бути спотворений навколишнім шумом та/або каналом зв'язку тощо, і сприйматися як зашумлений та спотворений сигнал $y(t)$. Окрім передачі розмовного слова, акустичний мовленнєвий сигнал має здатність передавати інформацію про характеристики мовлення, акцент та емоційний стан диктора. Слухач отримує цю інформацію, обробляючи сигнал $y(t)$.

За останні кілька десятиліть теорія та застосування цифрової обробки сигналів (ЦОС) значно розвинулися та відіграють сьогодні центральну роль у розвитку сучасних телекомунікаційних та інформаційно-технологічних систем.

Методи обробки сигналів (МОС) є центральними для ефективної комунікації та розвитку інтелектуальних інтерфейсів людина/машина в таких галузях, як розпізнавання мовлення та візуальних образів для мультимедійних систем.

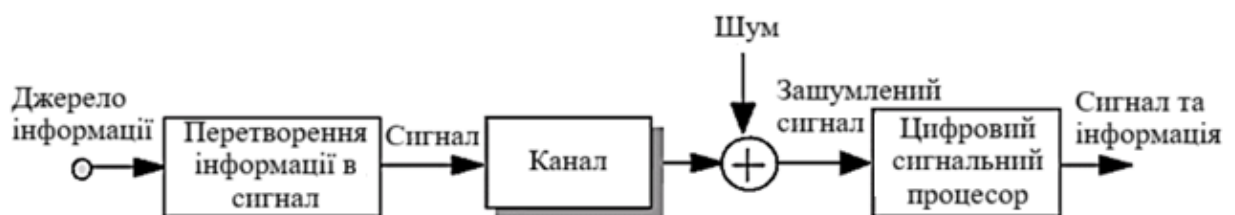


Рис. 1.1. Ілюстрація системи зв'язку та обробки сигналів.

Загалом, ЦОС пов'язана з двома широкими областями теорії інформації:

- ефективним та надійним кодуванням, передачею, прийомом, зберіганням та представленням сигналів у системах зв'язку;
- виділенням інформації з зашумлених сигналів для розпізнавання, виявлення, прогнозування, прийняття рішень, покращення сигналів, керування, автоматизації тощо.

1.2 Методи обробки сигналів

Методи обробки сигналів розвивалися за алгоритмічною складністю, прагнучи до оптимального використання інформації для досягнення найкращої продуктивності. Загалом, обчислювальні вимоги до методів обробки сигналів зростають, часто експоненціально, зі складністю алгоритмів. Однак, вартість впровадження передових МОС була компенсована та стала доступною завдяки послідовній тенденції останніх років до постійного зростання продуктивності в поєднанні з одночасним зниженням вартості апаратного забезпечення для обробки сигналів.

Залежно від використовуваного методу, алгоритми цифрової обробки сигналів можна розділити на одну або комбінацію чотирьох широких категорій. Це непараметрична обробка сигналів, обробка сигналів на основі моделей, байєсівська статистична обробка сигналів та нейронні мережі.

1.2.1 Непараметрична обробка сигналів.

Непараметричні методи, як випливає з назви, не використовують параметричну модель генерації сигналу або модель статистичного розподілу сигналу. Сигнал обробляється як форма хвилі або послідовність цифр. Непараметричні методи не спеціалізовані на якомусь конкретному класі сигналів, це широко застосовні методи, які можна використати до будь-якого сигналу незалежно від характеристик чи джерела сигналу. Недоліком цих методів є те, що вони не використовують окремі характеристики процесу обробки сигналу, що може призвести до суттєвого покращення

продуктивності. Деякі приклади непараметричних методів включають цифрову фільтрацію та методи обробки сигналів на основі певних перетворень, таких як співвідношення аналізу/синтезу Фур'є та дискретне косинусне перетворення.

1.2.2 Модельно-орієнтована обробка сигналів.

Методи моделювання сигналів використовують параметричну модель процесу генерації сигналу. Параметрична модель зазвичай описує передбачувані структури та очікувані закономірності в процесі передачі сигналу та може бути використана для прогнозування майбутніх значень сигналу на основі його минулої траєкторії. Модельно-орієнтовані методи зазвичай перевершують непараметричні методи, оскільки вони використовують більше інформації у вигляді моделі процесу передачі сигналу. Однак вони можуть бути чутливими до відхилень сигналу від класу сигналів, що характеризуються моделлю. Найбільш широко використовуваною параметричною моделлю є модель лінійного прогнозування. Моделі лінійного прогнозування сприяли розробці передових методів обробки сигналів для широкого кола застосувань, таких як кодування мовлення з низькою бітовою швидкістю в стільникових мобільних телефонах, кодування цифрового відео, спектральний аналіз високої роздільної здатності, обробка радіолокаційних сигналів та розпізнавання мовлення.

1.2.3 Баєсівська статистична обробка сигналів.

Флуктуації чисто випадкового сигналу або розподіл класу випадкових сигналів у просторі сигналів не можуть бути змодельовані прогнозними рівняннями, але можуть бути описані в термінах статистичних середніх значень та змодельовані функцією розподілу ймовірностей у багатовимірному просторі сигналів. Наприклад, лінійна модель прогнозування, керована випадковим сигналом, може моделювати акустичну реалізацію розмовного слова. Однак випадковий вхідний сигнал лінійної моделі прогнозування або варіації характеристик різних акустичних реалізацій одного й того ж слова у розмовній популяції можуть бути описані лише в статистичних термінах та в

термінах функцій ймовірності. Байєсівська теорія забезпечує узагальнену основу для статистичної обробки випадкових сигналів, а також для формулювання та вирішення задач оцінювання та прийняття рішень.

1.2.4 Нейронні мережі.

Нейронні мережі - це комбінації відносно простих нелінійних адаптивних блоків обробки, організованих таким чином, щоб мати структурну подібність до передачі та обробки сигналів у біологічних нейронах. У нейронній мережі кілька шарів паралельних елементів обробки взаємопов'язані ієрархічно структурованою мережею з'єднань. Вагові коефіцієнти з'єднань навчаються виконувати функцію обробки сигналів, таку як прогнозування або класифікація. Нейронні мережі особливо корисні в нелінійному розбитті простору сигналів, у вилученні ознак та розпізнаванні образів, а також у системах прийняття рішень. У деяких гібридних системах розпізнавання образів нейронні мережі використовуються для доповнення байєсівських методів.

1.3 Застосування цифрової обробки сигналів

В останні роки розробка та комерційна доступність все більш потужних та доступних цифрових комп'ютерів супроводжувалися розробкою передових алгоритмів цифрової обробки сигналів для широкого кола застосувань, таких як зменшення шуму, телекомунікації, радары, гідролокатори, обробка відео та аудіо сигналів, розпізнавання образів, геофізичні дослідження, прогнозування даних та обробка великих баз даних для ідентифікації, вилучення та організації невідомих основних структур та образів. На рис. 1.2 показано широку категоризацію деяких застосувань ЦОС.

1.3.1 Адаптивне шумозаглушення та зменшення шуму

Під час мовного спілкування в шумному акустичному середовищі, такому як рухомий автомобіль чи поїзд, або шумний телефонний канал, мовний сигнал розглядається як сигнал з адитивним випадковим шумом. У

системах вимірювання сигналів сигнал, що несе інформацію, часто спотворений шумом з навколишнього середовища. Зашумлений сигнал $y(m)$ можна подати як:

$$y(m) = x(m) + n(m) \quad (1.2)$$

де $x(m)$ та $n(m)$ – це сигнал та шум, а m – індекс дискретного часу. У деяких ситуаціях, наприклад, під час використання мобільного телефону в автомобілі, що рухається, або під час використання радіозв'язкового пристрою в кабіні літака, можливо виміряти та оцінити миттєву амплітуду навколишнього шуму за допомогою спрямованого мікрофона. Сигнал $x(m)$ потім можна відновити шляхом віднімання оцінки шуму від зашумленого сигналу.



Рис. 1.2. Класифікація областей застосування ЦОС.

На рис. 1.3 показано адаптивну систему шумозаглушення з двома входами для покращення зашумленої мови. У цій системі спрямований мікрофон приймає на вхід зашумлений сигнал $x(m) + n(m)$, а другий спрямований мікрофон, розташований на деякій відстані, вимірює шум $\alpha n(m+\tau)$. Коефіцієнт ослаблення α та часова затримка τ забезпечують досить

спрощену модель впливу поширення шуму в різних положеннях у просторі, де розміщені мікрофони. Шум від другого мікрофона обробляється адаптивним цифровим фільтром, щоб зрівняти його з шумом, що забруднює мовний сигнал, а потім віднімається від шумового сигналу. Адаптивний шумопоглинач ефективніше усуває низькочастотну частину шуму, але зазвичай погано справляється з нестационарним характером сигналів та припущення, що лінійний фільтр може моделювати розсіювання та поширення шумового звуку в просторі.

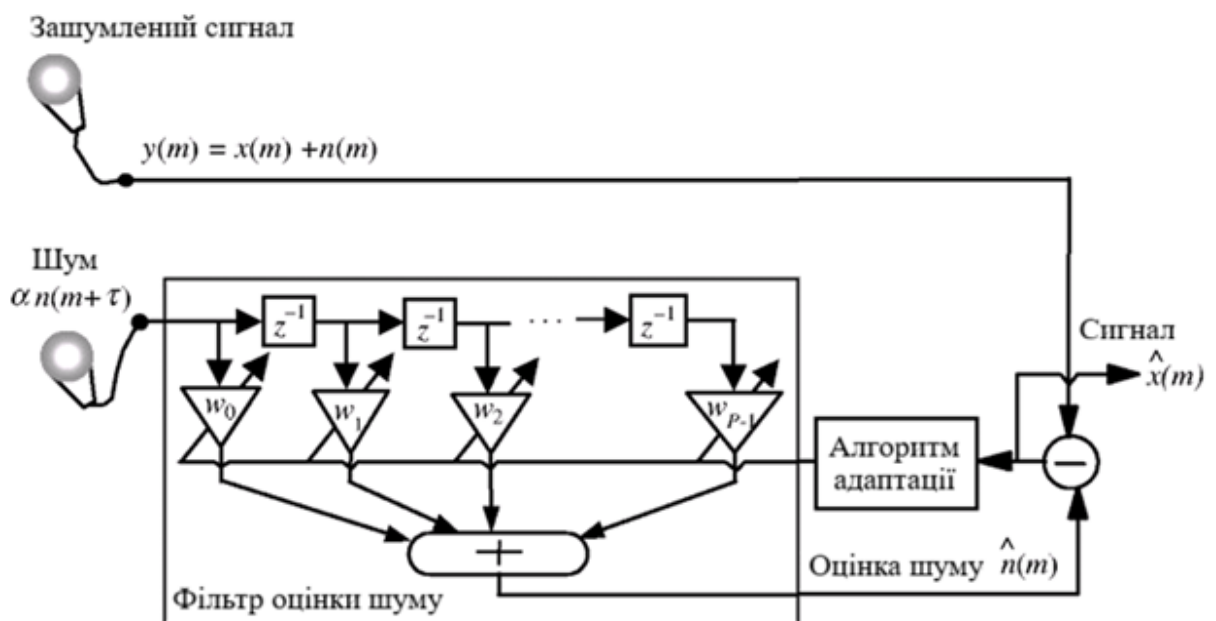


Рис. 1.3. Конфігурація адаптивного шумоподавлювача з двома мікрофонами.

У багатьох застосуваннях, наприклад, у приймачі телекомунікаційної системи, немає доступу до миттєвого значення шуму, і доступний лише зашумлений сигнал. У таких випадках шум неможливо компенсувати, але його можна зменшити в середньому, використовуючи статистику сигналу та шумового процесу. На рис. 1.4 показано банк фільтрів Вінера для зменшення адитивного шуму, коли доступний лише зашумлений сигнал. Коефіцієнти банку фільтрів послаблюють кожну частоту зашумленого сигналу обернено пропорційно відношенню сигнал/шум на цій частоті. Коефіцієнти банку

фільтрів Вінера обчислюються на основі оцінок спектрів потужності сигналу та шумових процесів.

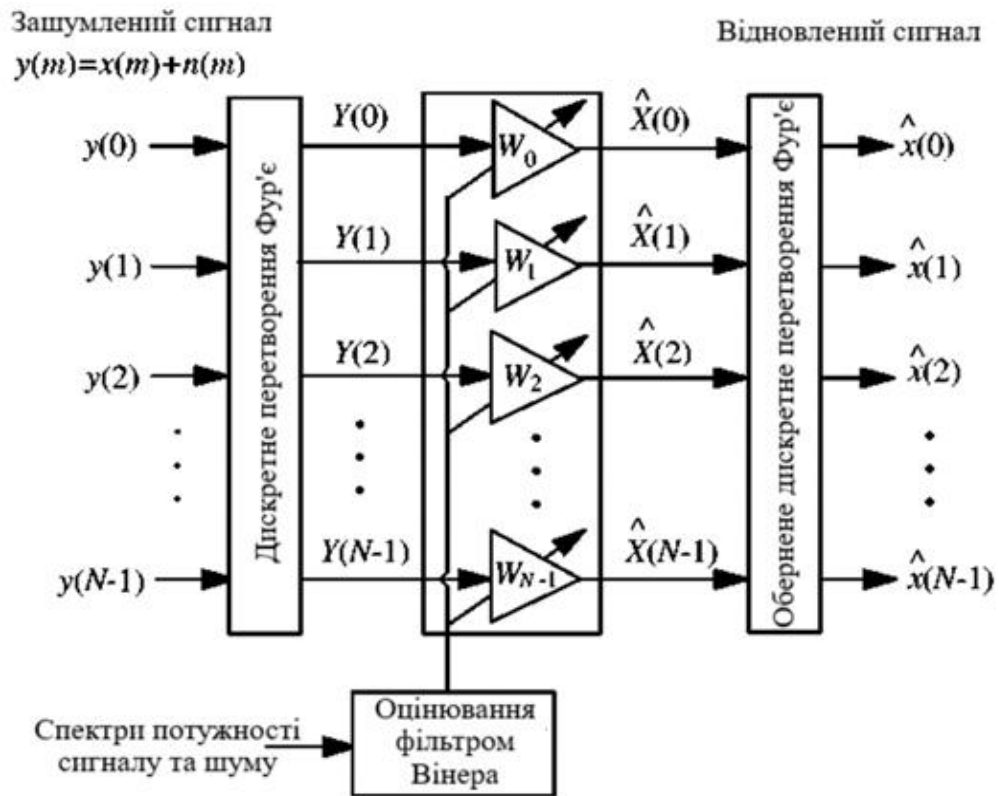


Рис. 1.4. Фільтр Вінера в частотній області для зменшення адитивного шуму.

1.3.2 Сліпе вирівнювання каналу

Вирівнювання каналу – це відновлення сигналу, спотвореного під час передачі через канал зв'язку з нерівною величиною або нелінійною фазовою характеристикою. Коли характеристика каналу невідома, процес відновлення сигналу називається сліпим вирівнюванням. Сліпе вирівнювання має широкий спектр застосування, наприклад, у цифрових телекомунікаціях для усунення міжсимвольних перешкод, спричинених неідеальним каналом та багатопробієвим поширенням, у розпізнаванні мовлення для усунення впливу мікрофонів та каналів зв'язку, у корекції спотворених зображень, аналізі сейсмічних даних, дереверберації акустичних записів тощо.

На практиці сліпе вирівнювання можливе лише за наявності корисної статистики вхідного каналу. Успіх методу сліпого вирівнювання залежить від

того, що відомо про характеристики вхідного сигналу та наскільки корисними можуть бути ці знання в процесі ідентифікації та вирівнювання каналу. На рис.1.5 показано конфігурацію еквалайзера, спрямованого на прийняття рішень. Цей сліпий еквалайзер каналу складається з двох окремих секцій: адаптивного еквалайзера, який усуває значну частину спотворень каналу, та нелінійного пристрою результуючого сигналу для покращеної оцінки вхідного сигналу каналу. Вихідний сигнал пристрою результуючого сигналу є кінцевою оцінкою вхідного сигналу каналу та використовується як бажаний сигнал для керування процесом адаптації еквалайзера.

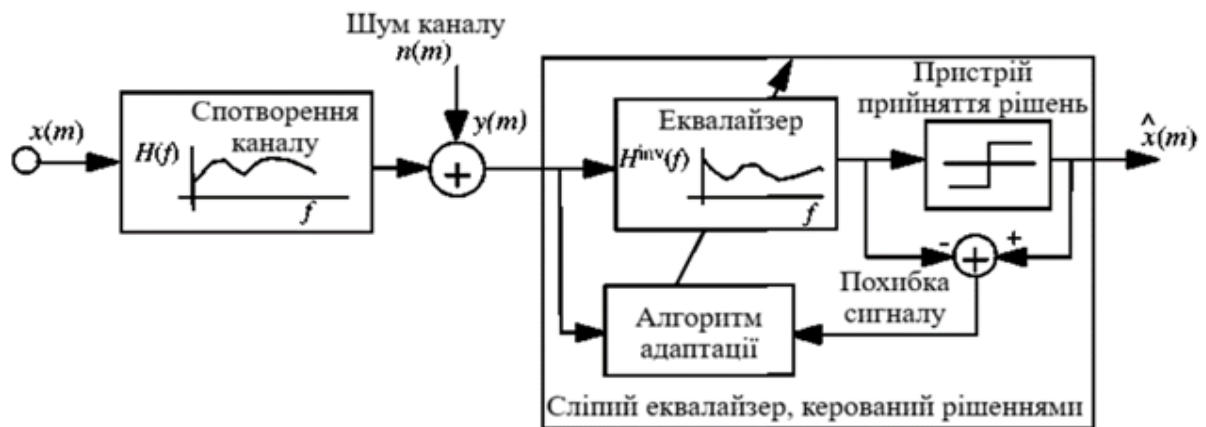


Рис. 1.5. Конфігурація сліпого еквалайзера каналу, спрямованого на прийняття рішень.

1.3.3 Класифікація сигналів та розпізнавання образів

Класифікація сигналів використовується в системах виявлення, розпізнавання образів та прийняття рішень. Наприклад, простий двійковий класифікатор станів може виступати в ролі детектора наявності або відсутності відомої форми хвилі в шумі. У класифікації сигналів метою є розробка системи з мінімальною помилкою для визначення сигналу одним із кількох ймовірних класів сигналів.

Для розробки класифікатора для класів сигналів навчається набір моделей. Найпростішою формою, яку можуть прийняти моделі, є банк або кодова книга форм хвиль, кожна з яких представляє прототип для одного класу

сигналів. Більш повна модель для кожного класу сигналів має форму функції розподілу ймовірностей. На етапі класифікації сигнал позначається найближчим або найімовірнішим класом. Наприклад, під час передачі двійкового бітового потоку через смуговий канал, схема двійкової фазової маніпуляції (BPSK) сигналізує біт "1" за допомогою форми хвилі $A\cos\omega t$ та біт "0" за допомогою $-A\sin\omega t$.

У приймачі декодер має завдання класифікувати та позначити прийнятий зашумлений сигнал як "1" або "0". На рисунку 1.6 зображено кореляційний приймач для схеми сигналізації BPSK. Приймач має два корелятори, кожен з яких запрограмований одним із двох символів, що представляють двійкову демодуляцію.

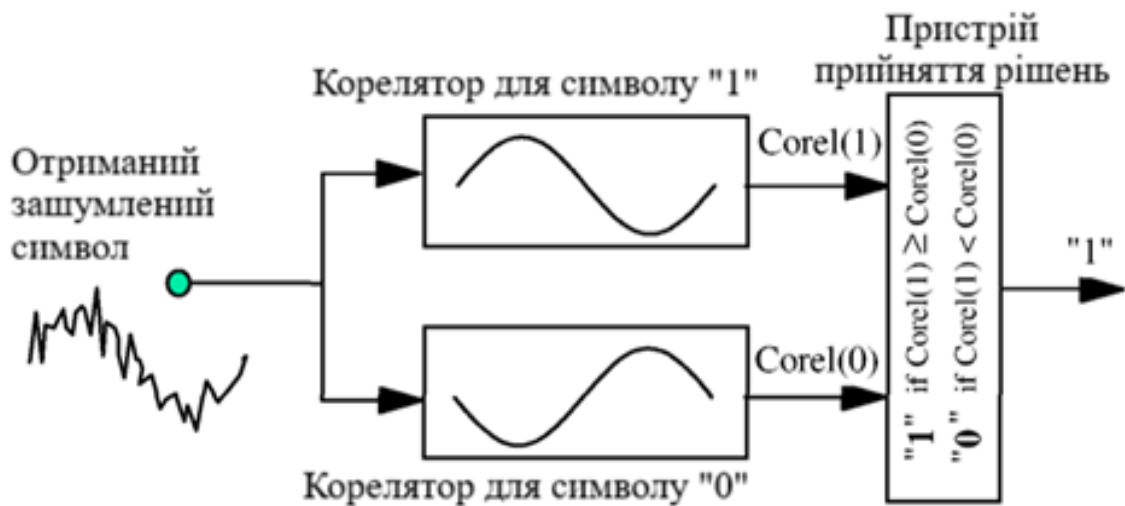


Рис. 1.6. Блок-схема класифікатора в двійковій фазовій маніпуляції.

На рис. 1.7 показано використання класифікатора в системі розпізнавання мовлення з обмеженим словниковим запасом та ізольованими словами. Припустимо, що у словнику є V слів. Для кожного слова модель навчається на багатьох різних прикладах усного слова для фіксації середніх характеристик та статистичних варіацій слова. Класифікатор має доступ до банку $V+1$ моделей, по одній для кожного слова у словнику та додаткової моделі для періодів мовчання. На етапі розпізнавання мовлення завдання в тому, щоб декодувати та позначити послідовність акустичних ознак мовлення,

що представляє нерозмічене усне слово, як одне з V ймовірних слів або мовчання. Для кожного слова-кандидата класифікатор обчислює оцінку ймовірності та вибирає слово з найвищою оцінкою.

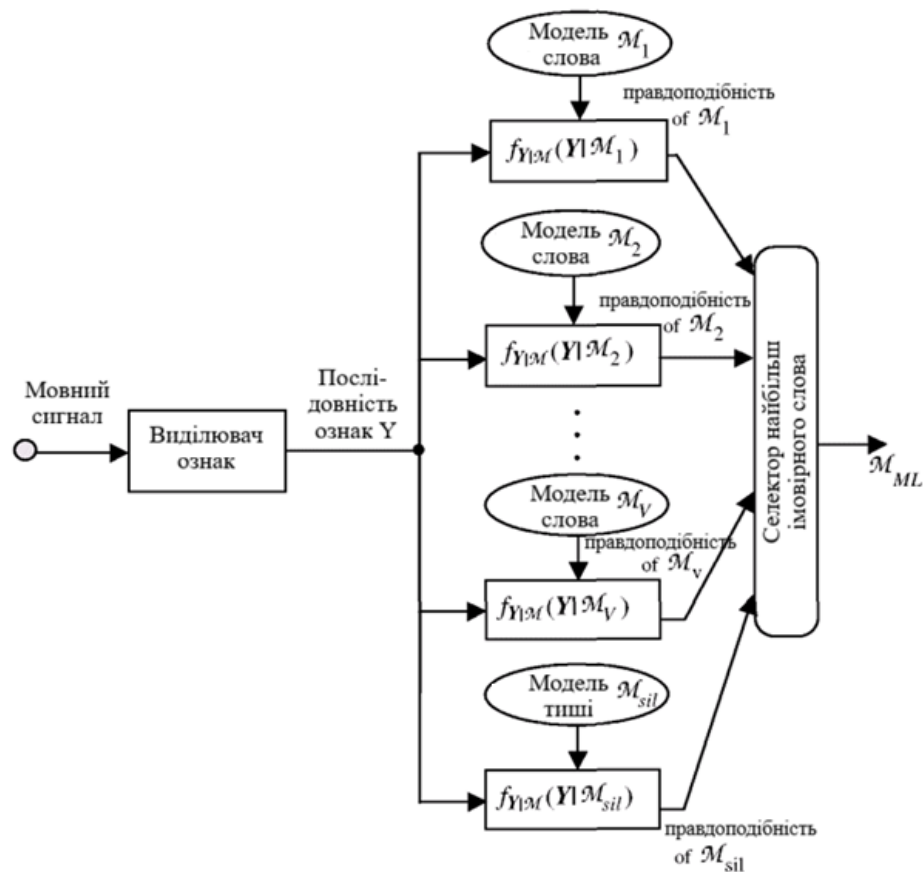


Рис. 1.7. Конфігурація системи розпізнавання мовлення

1.3.4 Моделі лінійного прогнозування мовлення

Моделі лінійного прогнозування широко використовуються в програмах обробки мовлення, таких як кодування мовлення з малою бітовою швидкістю в стільниковому телефонному зв'язку, покращення мовлення та розпізнавання мовлення. Мова генерується шляхом вдихання повітря в легені, а потім видихання його через вібруючі голосові зв'язки та голосовий тракт. Випадковий, шумоподібний потік повітря з легень спектрально формується та підсилюється коливаннями голосових зв'язок та резонансними властивостями голосового тракту. Вплив коливань голосових зв'язок та голосового тракту полягає у введенні міри кореляції та передбачуваності випадкових коливань

поток повітря з легень. На рис. 1.8 показано модель продукування мовлення. Джерело моделює легені та випромінює випадковий сигнал збудження, який фільтрується спочатку моделлю фільтра висоти тону голосових зв'язок, а потім моделлю голосового тракту.

Основним джерелом кореляції в мовленні є голосовий тракт, змодельований лінійним предиктором. Лінійний предиктор прогнозує амплітуду сигналу в момент часу m , $x(m)$, використовуючи лінійну комбінацію P попередніх зразків.

$$[x(m-1), \dots, x(m-P)] \text{ як}$$

$$\hat{x}(m) = \sum_{k=1}^P a_k x(m-k) \quad (1.3)$$

де $\hat{x}(m)$ – це прогнозування сигналу $x(m)$, а вектор $\mathbf{a}^T = [a_1, \dots, a_P]$ — вектор коефіцієнтів предиктора порядку P .



Рис. 1.8. Лінійна прогностична модель мовлення.

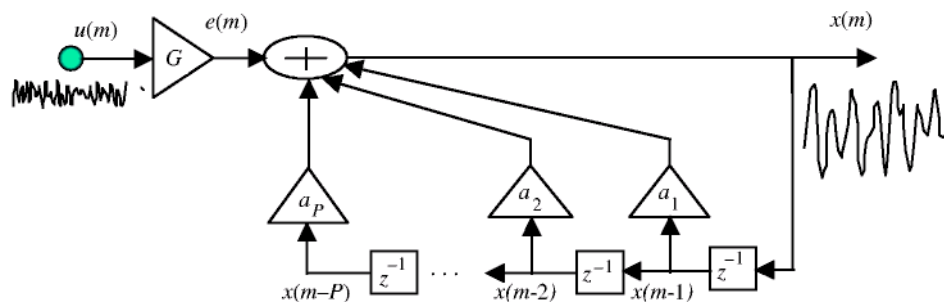


Рис. 1.9. Ілюстрація сигналу, згенерованого за допомогою моделі лінійного прогнозування.

Похибка прогнозування $e(m)$, тобто різниця між фактичною вибіркою $x(m)$ та її прогнозованим значенням $\hat{x}(m)$, визначається як

$$e(m) = x(m) - \sum_{k=1}^P a_k x(m-k) \quad (1.4)$$

Помилка прогнозування $e(m)$ також може інтерпретуватися як випадкове збудження $x(m)$. З рівняння (1.4) сигнал, згенерований лінійним предиктором, можна синтезувати як

$$x(m) = \sum_{k=1}^P a_k x(m-k) + e(m) \quad (1.5)$$

Рівняння (1.5) описує модель синтезу мовлення, проілюстровану на рис. 1.9.

1.3.5 Цифрове кодування аудіосигналів

У цифровому аудіо пам'ять, необхідна для запису сигналу, пропускна здатність, необхідна для передачі сигналу, та співвідношення сигнал/шум квантування прямо пропорційні до кількості бітів на вибірку. Метою проектування кодера є досягнення високої точності з якомога меншою кількістю бітів на вибірку з доступною складністю реалізації. Схеми кодування аудіосигналу використовують статистичні структури сигналу та модель генерації сигналу разом з інформацією про психоакустику та маскувальні ефекти слуху. Загалом, існують дві основні категорії аудіокодерів: кодери на основі моделей, що використовуються для кодування мовлення з низькою бітовою швидкістю в таких додатках, як стільниковий телефонний зв'язок; та кодери на основі перетворення, що використовуються для високоякісного кодування мовлення та цифрового Hi-Fi аудіо.

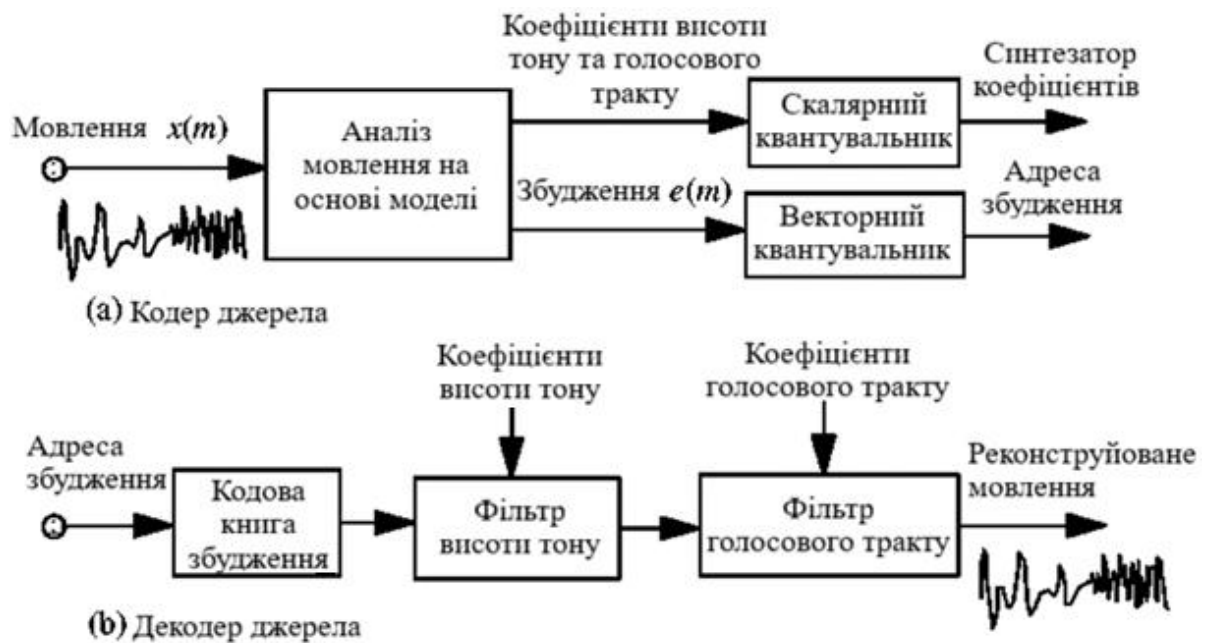


Рис. 1.10. Блок-схема конфігурації кодера мовлення на основі моделі.

На рисунку 1.10 показано спрощену блок-схему конфігурації кодера-синтезатора мовлення, такого типу, як той, що використовується в цифрових стільникових телефонах. Мовний сигнал моделюється як вихідний сигнал фільтра, збудженого випадковим сигналом. Випадкове збудження моделює повітря, що видихається через легені, а фільтр моделює коливання гортанних зв'язок та голосового тракту. В процесі передавачі мовлення сегментується на блоки довжиною близько 30 мс, протягом яких параметри мовлення можна вважати стаціонарними. Кожен блок зразків мовлення аналізується для вилучення та передачі набору параметрів збудження та фільтра, які можна використовувати для синтезу мовлення. У приймачі параметри моделі та збудження використовуються для реконструкції мовлення.

Кодер на основі перетворення показано на рисунку 1.11. Метою його є перетворення сигналу у форму, де він піддається зручнішій та кориснішій інтерпретації та маніпулюванню. На рис. 1.11 вхідний сигнал переводиться в частотну область за допомогою банку фільтрів, або дискретного перетворення Фур'є, або дискретного косинусного перетворення.



Рис. 1.11. Ілюстрація кодера на основі перетворення.

Можна виділити чотири основні переваги кодування сигналу в частотній області:

- частотний спектр сигналу має відносно чітко визначену структуру, наприклад, більша частина потужності сигналу зазвичай зосереджена в нижніх областях спектра;
- частота з відносно низькою амплітудою буде маскована поблизу частоти з великою амплітудою і тому може бути грубо закодована без будь-якого відчутного погіршення якості;
- частотні вибірки є ортогональними і можуть бути закодовані незалежно з різною точністю;
- кількість бітів, призначених кожній частоті сигналу, є змінною, яка відображає внесок цієї частоти у відтворення сигналу високої якості. В адаптивному кодері розподіл бітів за різними частотами здійснюється таким чином, щоб змінюватися залежно від часових змін спектра потужності сигналу.

1.3.6 Виявлення сигналів у шумі

Під час виявлення сигналів у шумі основною метою є визначення, чи складається спостереження лише з шуму, чи воно містить сигнал. Зашумлене спостереження $y(m)$ можна змодельовати як

$$y(m) = b(m)x(m) + n(m) \quad (1.6)$$

де $x(m)$ – сигнал, який потрібно виявити, $n(m)$ – шум, а $b(m)$ – двійкова послідовність індикаторів стану, така що $b(m)=1$ вказує на наявність сигналу $x(m)$, а $b(m)=0$ вказує на його відсутність. Якщо сигнал $x(m)$ має відому форму, то для його виявлення можна використовувати корелятор або узгоджений фільтр, як показано на рис. 1.12.

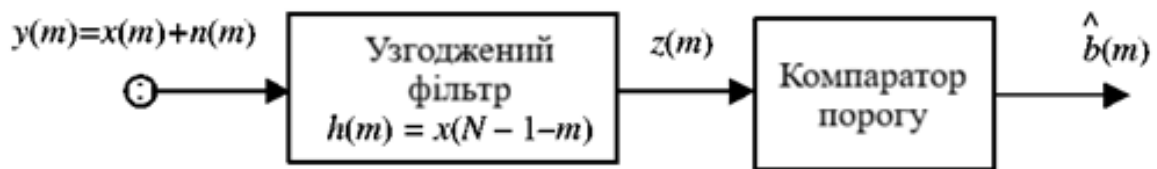


Рис. 1.12. Конфігурація узгодженого фільтра з наступним пороговим компаратором для виявлення сигналів у шумі.

Імпульсна характеристика $h(m)$ узгодженого фільтра для виявлення сигналу $x(m)$ – це обернена у часі версія $x(m)$, що визначається як

$$h(m) = x(N-1-m) \quad 0 \leq m \leq N-1 \quad (1.7)$$

де N – довжина $x(m)$. Вихідний сигнал узгодженого фільтра визначається як

$$z(m) = \sum_{k=0}^{N-1} h(m-k)y(k) \quad (1.8)$$

Вихідний сигнал узгодженого фільтра порівнюється з пороговим значенням, і приймається бінарне рішення:

$$\hat{b}(m) = \begin{cases} 1 & \text{if } z(m) \geq \text{threshold} \\ 0 & \text{otherwise} \end{cases} \quad (1.9)$$

де $\hat{b}(m)$ є оцінкою послідовності бінарних індикаторів стану $b(m)$, і вона може бути помилковою, зокрема, якщо співвідношення сигнал/шум низьке. Вибір порогового рівня впливає на чутливість детектора. Чим вищий поріг, тим менша ймовірність того, що шум буде класифіковано як сигнал, тому рівень хибних спрацьовувань знижується, але ймовірність неправильної класифікації сигналу як шуму зростає. Ризик вибору порогового значення θ можна виразити як

$$\mathcal{R}(\text{Threshold} = \theta) = P_{\text{False Alarm}}(\theta) + P_{\text{Miss}}(\theta) \quad (1.10)$$

Вибір порогового значення відображає компроміс між рівнем неправильної класифікації $P_{\text{Miss}}(\theta)$ і рівень хибних тривог $P_{\text{False Alarm}}(\theta)$

1.3.7 Направлений прийом хвиль.

Формування променя – це просторова обробка плоских хвиль, що приймаються масивом датчиків, таким чином, що хвилі, що падають під певним просторовим кутом, пропускаються, тоді як хвилі, що надходять з інших напрямків, послаблюються. Формування променя використовується в обробці сигналів радарів та гідролокаторів для спрямування прийому сигналів у потрібному напрямку, а також в обробці мовлення для зменшення впливу навколишнього шуму.

Щоб пояснити процес формування променя, розглянемо рівномірний лінійний масив датчиків (рис. 1.13). Термін «лінійний масив» означає, що масив датчиків просторово розташований по прямій лінії з рівною відстанню d між датчиками. Розглянемо синусоїдну плоску хвилю далекого поля з частотою F_0 , що поширюється до датчиків під кутом падіння θ як показано на рисунку 1.13. Масив датчиків вибірково аналізує вхідну хвилю під час її поширення в просторі. Часова затримка, необхідна для подолання хвилею відстані d між двома сусідніми датчиками, визначається як

$$\tau = \frac{d \sin \theta}{c} \quad (1.11)$$

де c – швидкість поширення хвилі в середовищі. Різниця фаз, що відповідає затримці τ задається

$$\varphi = 2\pi \frac{\tau}{T_0} = 2\pi F_0 \frac{d \sin \theta}{c} \quad (1.12)$$

де T_0 – період синусоїди. Вставляючи відповідні коригувальні часові затримки на шляху зразків на кожному датчику, а потім усереднюючи вихідні сигнали датчиків, сигнали, що надходять з напрямку θ будуть узгоджені за часом та послідовно поєднані, тоді як ті, що прибувають з інших напрямків, зазнають ослаблення.

На рис. 1.13 показано формувач променя як масив цифрових фільтрів, розташованих у просторі. Масив фільтрів діє як двовимірний просторово-часовий система обробки сигналів. Просторова фільтрація дозволяє спрямовувати формувач променя в потрібному напрямку, наприклад, у напрямку, вздовж якого вхідний сигнал має максимальну інтенсивність. Фаза кожного фільтра контролює часову затримку та налаштована для когерентного об'єднання сигналів. Амплітудно-частотна характеристика кожного фільтра може використовуватись для видалення позасмугового шуму.

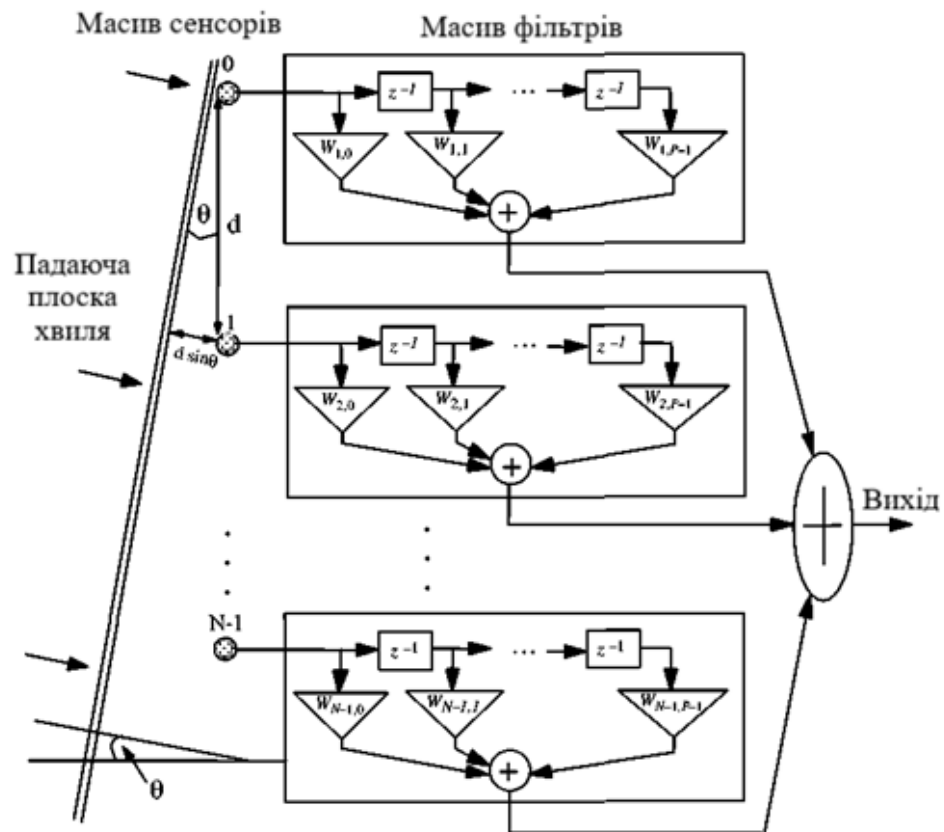


Рис. 1.13. Ілюстрація формувача променя для спрямованого прийому сигналів.

1.3.8 Шумоподавлення Dolby

Системи шумоподавлення Dolby працюють шляхом підсилення енергії та співвідношення сигнал/шум високочастотного спектру аудіосигналів. Енергія аудіосигналів здебільшого зосереджена в низькочастотній частині спектра (нижче 2 кГц). Вищі частоти, що передають якість та відчуття, мають відносно низьку енергію та можуть бути погіршені навіть невеликою кількістю шуму. Системи шумозаглушення Dolby загалом працюють за принципом підкреслення та підсилення низької енергії високочастотних компонентів сигналу перед записом. Під час запису сигнал обробляється та кодується за допомогою комбінації фільтра попереднього підсилення та стиснення динамічного діапазону. Під час відтворення сигнал відновлюється за допомогою декодера, що базується на комбінації фільтра попереднього підсилення та схеми декомпресії. Кодер і декодер повинні бути добре узгоджені та компенсувати один одного, щоб уникнути спотворень обробки.

Dolby розробила ряд систем шумозаглушення, позначених як Dolby A, Dolby B та Dolby C. Вони відрізняються головним чином кількістю смуг та стратегією попереднього підсилення, яку вони використовують. Dolby A, розроблений для професійного використання, поділяє спектр сигналу на чотири частотні смуги: смуга 1 – низькочастотна та охоплює діапазон від 0 Гц до 80 Гц; смуга 2 – смугово-пропускна, та охоплює діапазон від 80 Гц до 3 кГц; смуга 3 – ВЧ та охоплює діапазон вище 3 кГц; та смуга 4 також високочастотна та охоплює діапазон вище 9 кГц. У кодері коефіцієнт підсилення кожної смуги адаптивно регулюється для підсилення низькоенергетичних компонентів сигналу.

Dolby A забезпечує максимальне підсилення від 10 до 15 дБ у кожній смузі, якщо рівень сигналу падає на 45 дБ нижче максимального рівня запису. Системи Dolby B та Dolby C розроблені для споживчих аудіосистем і використовують дві смуги замість чотирьох, що використовуються в Dolby A. Dolby B забезпечує підсилення до 10 дБ, коли рівень сигналу низький (менше 45 дБ за максимальний опорний рівень), а Dolby C забезпечує підсилення до 20 дБ, як показано на рисунку 1.14.

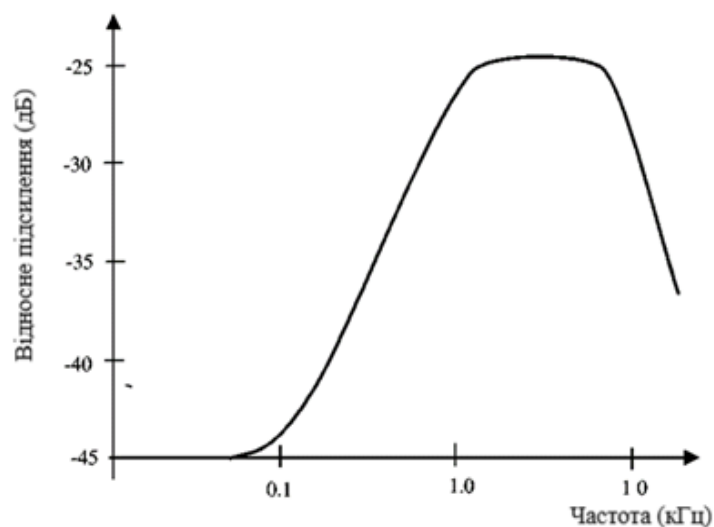


Рис. 1.14. Ілюстрація характеристики Dolby-C: підсилення до 20 дБ забезпечується, коли рівень сигналу падає на 45 дБ нижче максимального рівня запису.

1.3.9 Обробка радіолокаційного сигналу: доплерівський зсув частоти

На рис. 1.15 показано просту схему радіолокаційної системи, яку можна використовувати для оцінки дальності та швидкості об'єкта, такого як рухомий автомобіль або літак. Радіолокаційна система складається з приймача/передавача, який генерує та передає синусоїдні імпульси на мікрохвильових частотах. Сигнал поширюється зі швидкістю світла та відбивається назад від будь-якого об'єкта на своєму шляху. Аналіз прийнятого відлуння містить таку інформацію, як дальність, швидкість та прискорення. Отриманий сигнал має вигляд

$$x(t) = A(t) \cos\{\omega_0 [t - 2r(t)/c]\} \quad (1.13)$$

де $A(t)$, змінна з часом амплітуда відбитої хвилі, залежить від положення та характеристик цілі, $r(t)$ – змінна з часом відстань до об'єкта від радара, а c – швидкість світла. Змінну з часом відстань до об'єкта можна розкласти в ряд Тейлора як

$$r(t) = r_0 + \dot{r}t + \frac{1}{2!}\ddot{r}t^2 + \frac{1}{3!}\ddot{\ddot{r}}t^3 + \dots \quad (1.14)$$

де r_0 – відстань, $\dot{r}$ - швидкість, $\ddot{r}$ – прискорення тощо.

Апроксимуючи $r(t)$ першими двома членами розкладу в ряд Тейлора, маємо

$$r(t) \approx r_0 + \dot{r}t \quad (1.15)$$

Підставляючи рівняння (1.15) у рівняння (1.13)

$$x(t) = A(t) \cos[(\omega_0 - 2\dot{r}\omega_0/c)t - 2\omega_0 r_0/c] \quad (1.16)$$

Частота відбитої хвилі зміщується на величину

$$\omega_d = 2\dot{r}\omega_0 / c \quad (1.17)$$

Цей зсув частоти відомий як частота Доплера. Якщо об'єкт рухається до радара, то відстань $r(t)$ зменшується з часом, $\dot{r}$ від'ємна, і спостерігається збільшення частоти. І навпаки, якщо об'єкт віддаляється, то відстань $r(t)$ збільшується, $\dot{r}$ є позитивним, і спостерігається зменшення частоти. Таким чином, частотний аналіз відбитого сигналу може виділити інформацію про напрямок і швидкість об'єкта.

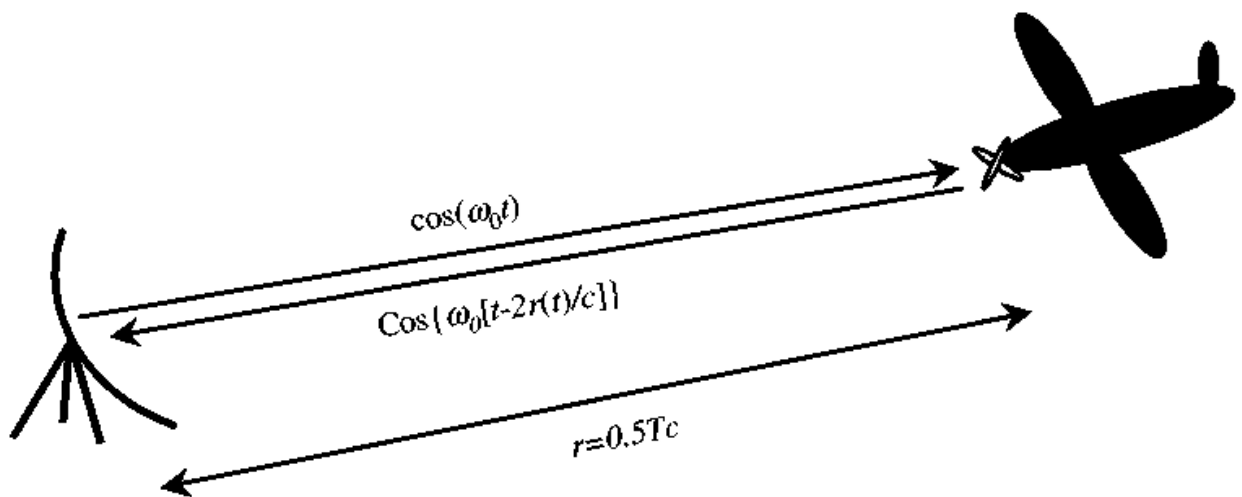


Рис. 1.15. Ілюстрація радіолокаційної системи.

Відстань r_0 визначається як

$$r_0 = 0.5T \times c \quad (1.18)$$

де T – час проходження сигналу від об'єкта до радара, а c – швидкість світла.

1.4 Адаптивна фільтрація

1.4.1 Загальні поняття.

Адаптивні фільтри використовуються для нестационарних сигналів та середовищ, або в застосунках, де потрібна адаптація процесу по кожній вибірці або низька затримка часу обробки. Застосування адаптивних фільтрів включають багатоканальне шумозаглушення, вирівнювання каналів для стільникових мобільних телефонів, придушення відлуння та кодування мовлення з малою затримкою. Розглянемо фільтр Калмана в просторі станів. У теорії Калмана моделюється динаміка процесу генерації сигналу, а рівняння спостереження моделює спотворення каналу та адитивний шум. Також розглядаємо адаптивні фільтри з рекурсивною найменшою квадратичною помилкою (RLS). Фільтр RLS є адаптивним до вибірки формулюванням фільтра Вінера, і для стаціонарних сигналів повинен сходиться до того ж рішення, що й фільтр Вінера. У фільтрації найменшої квадратичної помилки альтернативою використанню рішення замкнутої форми типу Вінера є ітеративний градієнтний пошук оптимальних коефіцієнтів фільтра. Пошук за методом найкрутішого спуску – це градієнтний метод пошуку кривої найменших квадратичних помилок для коефіцієнтів фільтра мінімальних помилок.

1.4.2 Фільтри Калмана в просторі станів.

Фільтр Калмана – це рекурсивний метод найменших квадратичних помилок для оцінки сигналу, спотвореного під час передачі через канал і спостереженого в шумі. Фільтри Калмана можна використовувати як з процесами, що змінюються в часі, так і з процесами, що не змінюються в часі. Теорія фільтрів Калмана базується на підході простору станів, в якому рівняння стану моделює динаміку процесу сигналу, а рівняння спостереження моделює сигнал спостереження з шумом. Для сигналу $x(m)$ та спостереження з шумом $y(m)$ модель рівняння стану та модель спостереження визначаються як

$$x(m) = \Phi(m, m-1)x(m-1) + e(m) \quad (1.19)$$

$$y(m) = H(m)x(m) + n(m) \quad (1.20)$$

де $x(m)$ – це P -вимірний вектор сигналу або параметра стану в момент часу m ,

$\Phi(m, m-1)$ – це $P \times P$ -вимірна матриця переходу станів, яка пов'язує стани процесу в моменти часу $m-1$ та m ,

$e(m)$ – це P -вимірний некорельований вхідний вектор збудження рівняння стану,

$\Sigma_{ee}(m)$ – це $P \times P$ -коваріаційна матриця $e(m)$,

$y(m)$ – це M -вимірний вектор шумового та спотвореного спостереження,

$H(m)$ – це $M \times P$ -матриця спотворення каналу,

$n(m)$ – це M -вимірний адитивний процес ,

$\Sigma_{nn}(m)$ – коваріаційна матриця $M \times M$ для $n(m)$.

Фільтр Калмана можна вивести як рекурсивний показник мінімальної середньоквадратичної помилки сигналу $x(m)$ за заданого сигналу спостереження $y(m)$. Виведення фільтра припускає, що матриця переходу станів $\Phi(m, m-1)$, матриця спотворень каналу $H(m)$, коваріаційна матриця $\Sigma_{ee}(m)$ вхідних даних рівняння стану та коваріаційної матриці $\Sigma_{nn}(m)$ адитивного шуму є задані.

Використаємо позначення $\hat{y}(m|m-i)$ щоб позначити передбачення $y(m)$ на основі вибірок спостережень до моменту часу $m-i$. Тепер припустимо, що $\hat{y}(m|m-1)$ – це прогнозована найменша квадратична помилка $y(m)$ на основі спостережень $[y(0), \dots, y(m-1)]$. Визначимо сигнал помилки прогнозування, як

$$v(m) = y(m) - \hat{y}(m|m-1) \quad (1.21)$$

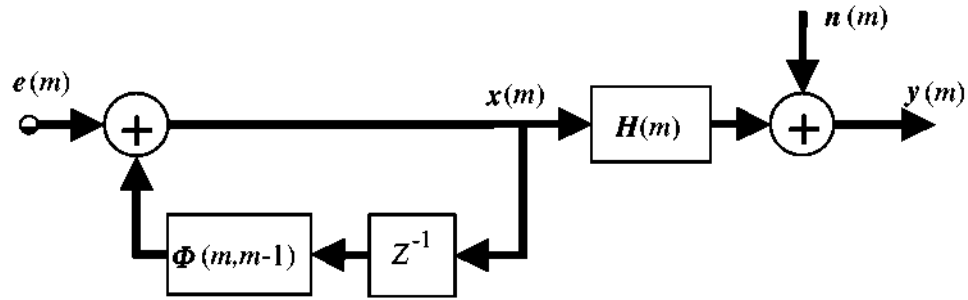


Рис. 1.16. Ілюстрація моделей сигналу та спостереження в теорії фільтра Калмана.

Вектор сигналу містить усе, що є непередбачуваним з минулих спостережень, включаючи як шум, так і непередбачувану частину сигналу. Для оптимальної оцінки лінійної середньоквадратичної помилки цей сигнал повинен бути некорельованим та ортогональним до векторів минулих спостережень; отже, ми маємо

$$\mathcal{E}[\mathbf{v}(m)\mathbf{y}^T(m-k)] = 0, \quad k > 0 \quad (1.22)$$

$$\text{і} \quad \mathcal{E}[\mathbf{v}(m)\mathbf{v}^T(k)] = 0, \quad m \neq k \quad (1.23)$$

Критерій найменшої квадратичної помилки виконується, якщо помилка оцінювання ортогональна до попередніх вибірок. У наступному виведенні фільтра Калмана умова ортогональності рівняння (1.22) використовується як відправна точка для виведення оптимального лінійного фільтра.

Підставляючи рівняння (1.20) у рівняння (1.21) та використовуючи співвідношення

$$\begin{aligned} \hat{\mathbf{y}}(m|m-1) &= \mathcal{E}[\mathbf{y}(m)|\hat{\mathbf{x}}(m|m-1)] \\ &= \mathbf{H}(m)\hat{\mathbf{x}}(m|m-1) \end{aligned} \quad (1.24)$$

Отримаємо

$$\begin{aligned} \mathbf{v}(m) &= \mathbf{H}(m)\mathbf{x}(m) + \mathbf{n}(m) - \mathbf{H}(m)\hat{\mathbf{x}}(m|m-1) \\ &= \mathbf{H}(m)\tilde{\mathbf{x}}(m) + \mathbf{n}(m) \end{aligned} \quad (1.25)$$

де $\tilde{x}(m)$ — вектор помилки прогнозування сигналу, визначений як

$$\tilde{x}(m) = x(m) - \hat{x}(m|m-1) \quad (1.26)$$

З рівняння (1.25) коваріаційна матриця визначається як

$$\begin{aligned} \Sigma_{vv}(m) &= E[v(m)v^T(m)] \\ &= H(m)\Sigma_{\tilde{x}\tilde{x}}(m)H^T(m) + \Sigma_{nn}(m) \end{aligned} \quad (1.27)$$

де $\Sigma_{\tilde{x}\tilde{x}}(m)$ — коваріаційна матриця похибки прогнозування $\tilde{x}(m)$. Нехай $\hat{x}(m+1|m)$ позначаємо прогнозування найменшої квадратичної помилки сигналу $x(m+1)$. Тепер прогнозування $x(m+1)$, засноване на вибірках, доступних до моменту часу m , можна рекурсивно виразити як лінійну комбінацію прогнозування, заснованого на вибірках, доступних до моменту часу $m-1$, та сигналу в момент часу m як

$$\hat{x}(m+1|m) = \hat{x}(m+1|m-1) + K(m)v(m) \quad (1.28)$$

де матриця $P \times M$ $K(m)$ — це матриця коефіцієнтів підсилення Калмана. Тепер, з рівняння (1.19), маємо

$$\hat{x}(m+1|m-1) = \Phi(m+1, m)\hat{x}(m|m-1) \quad (1.29)$$

Підставляючи рівняння (1.29) у (1.28), отримуємо рекурсивне рівняння прогнозування:

$$\hat{x}(m+1|m) = \Phi(m+1, m)\hat{x}(m|m-1) + K(m)v(m) \quad (1.30)$$

Щоб отримати рекурсивне співвідношення для обчислення та оновлення матриці коефіцієнтів підсилення Калмана, помножимо обидві частини рівняння (1.30) на $v^T(m)$ та знайдемо математичне сподівання результатів:

$$\mathcal{E}[\hat{x}(m+1|m)v^T(m)] = \mathcal{E}[\Phi(m+1,m)\hat{x}(m|m-1)v^T(m)] + K(m)\mathcal{E}[v(m)v^T(m)] \quad (1.31)$$

Завдяки необхідній ортогональності послідовності та попередніх зразків, ми маємо

$$\mathcal{E}[\hat{x}(m|m-1)v^T(m)] = 0 \quad (1.32)$$

Отже, з рівнянь (1.31) та (1.32), матриця коефіцієнта підсилення Калмана визначається як

$$K(m) = \mathcal{E}[\hat{x}(m+1|m)v^T(m)]\Sigma_{vv}^{-1}(m) \quad (1.33)$$

Перший член у правій частині рівняння (1.33) можна виразити як

$$\begin{aligned} \mathcal{E}[\hat{x}(m+1|m)v^T(m)] &= \mathcal{E}[(x(m+1) - \tilde{x}(m+1|m))v^T(m)] \\ &= \mathcal{E}[x(m+1)v^T(m)] \\ &= \mathcal{E}[(\Phi(m+1,m)x(m) + e(m+1))(y(m) - \hat{y}(m|m-1))^T] \\ &= \mathcal{E}[(\Phi(m+1,m)(\hat{x}(m|m-1) + \tilde{x}(m|m-1)))(H(m)\tilde{x}(m|m-1) + n(m))^T] \\ &= \Phi(m+1,m)\mathcal{E}[\tilde{x}(m|m-1)\tilde{x}^T(m|m-1)]H^T(m) \end{aligned} \quad (1.34)$$

При розробці послідовних рядків рівняння (1.34) було використано такі співвідношення:

$$\begin{aligned}
\mathcal{E}[\tilde{\mathbf{x}}(m+1|m)\mathbf{v}^T(m)] &= 0 \\
\mathcal{E}[\mathbf{e}(m+1)(\mathbf{y}(m)-\hat{\mathbf{y}}(m|m-1))^T] &= 0 \\
\mathbf{x}(m) &= \hat{\mathbf{x}}(m|m-1) + \tilde{\mathbf{x}}(m|m-1) \\
\mathcal{E}[\hat{\mathbf{x}}(m|m-1)\tilde{\mathbf{x}}(m|m-1)] &= 0
\end{aligned} \tag{1.35-1.38}$$

і також використано припущення, що сигнал і шум некорельовані. Підстановка рівнянь (1.27) та (1.34) у рівняння (1.33) дає наступне рівняння для матриці коефіцієнта підсилення Калмана:

$$\mathbf{K}(m) = \Phi(m+1, m) \Sigma_{\tilde{\mathbf{x}}\tilde{\mathbf{x}}}(m) \mathbf{H}^T(m) [\mathbf{H}(m) \Sigma_{\tilde{\mathbf{x}}\tilde{\mathbf{x}}}(m) \mathbf{H}^T(m) + \Sigma_{\mathbf{nn}}(m)]^{-1} \tag{1.39}$$

де $\Sigma_{\tilde{\mathbf{x}}\tilde{\mathbf{x}}}(m)$ — коваріаційна матриця похибки прогнозування сигналу $\tilde{\mathbf{x}}(m|m-1)$. Щоб вивести рекурсивне співвідношення для $\Sigma_{\tilde{\mathbf{x}}\tilde{\mathbf{x}}}(m)$, використаємо

$$\tilde{\mathbf{x}}(m|m-1) = \mathbf{x}(m) - \hat{\mathbf{x}}(m|m-1) \tag{1.40}$$

Підстановка рівнянь (1.19) та (1.30) у рівняння (1.40) та перестановка членів дає

$$\begin{aligned}
\tilde{\mathbf{x}}(m|m-1) &= [\Phi(m, m-1)\mathbf{x}(m-1) + \mathbf{e}(m)] - [\Phi(m, m-1)\hat{\mathbf{x}}(m-1|m-2) + \mathbf{K}(m-1)\mathbf{v}(m-1)] \\
&= \Phi(m, m-1)\tilde{\mathbf{x}}(m-1) + \mathbf{e}(m) - \mathbf{K}(m-1)\mathbf{H}(m-1)\tilde{\mathbf{x}}(m-1) + \mathbf{K}(m-1)\mathbf{n}(m-1) \\
&= [\Phi(m, m-1) - \mathbf{K}(m-1)\mathbf{H}(m-1)]\tilde{\mathbf{x}}(m-1) + \mathbf{e}(m) + \mathbf{K}(m-1)\mathbf{n}(m-1)
\end{aligned} \tag{1.41}$$

З рівняння (1.41) можна вивести наступне рекурсивне співвідношення для дисперсії похибки прогнозування сигналу

$$\Sigma_{\tilde{\mathbf{x}}\tilde{\mathbf{x}}}(m) = \mathbf{L}(m) \Sigma_{\tilde{\mathbf{x}}\tilde{\mathbf{x}}}(m-1) \mathbf{L}^T(m) + \Sigma_{\mathbf{ee}}(m) + \mathbf{K}(m-1) \Sigma_{\mathbf{nn}}(m-1) \mathbf{K}^T(m-1) \tag{1.42}$$

де матриця $P \times P$ $L(m)$ визначається як

$$L(m) = [\Phi(m, m-1) - K(m-1)H(m-1)] \quad (1.43)$$

1.4.3 Алгоритм фільтрації Калмана.

Вхід: вектори спостережень $\{y(m)\}$

Вихід: вектори стану або сигналу $\{\hat{x}(m)\}$

Початкові умови:

$$\begin{aligned} \Sigma_{\hat{x}\hat{x}}(0) &= \delta I \\ \hat{x}(0| -1) &= 0 \end{aligned} \quad (1.44-1.45)$$

Для $m = 0, 1, \dots$

Сигнал:

$$v(m) = y(m) - H(m)\hat{x}(m|m-1) \quad (1.46)$$

Коефіцієнт підсилення Калмана:

$$K(m) = \Phi(m+1, m)\Sigma_{\hat{x}\hat{x}}(m)H^T(m) [H(m)\Sigma_{\hat{x}\hat{x}}(m)H^T(m) + \Sigma_{nn}(m)]^{-1} \quad (1.47)$$

Оновлення прогнозу:

$$\hat{x}(m+1|m) = \Phi(m+1, m)\hat{x}(m|m-1) + K(m)v(m) \quad (1.48)$$

Оновлення матриці кореляції помилок прогнозування:

$$L(m+1) = [\Phi(m+1, m) - K(m)H(m)] \quad (1.49)$$

$$\Sigma_{\tilde{x}\tilde{x}}(m+1) = L(m+1)\Sigma_{\tilde{x}\tilde{x}}(m)L(m+1)^T + \Sigma_{ee}(m+1) + K(m)\Sigma_{nn}(m)K(m) \quad (1.50)$$

1.4.4 Вибірково-адаптивні фільтри.

Вибірково-адаптивні фільтри, а саме RLS, фільтр найкрутішого спуску та LMS, є рекурсивними формулюваннями фільтра Вінера з найменшою квадратичною помилкою. Вибірково-адаптивні фільтри мають ряд переваг над блоково-адаптивними фільтрами, включаючи меншу затримку обробки та краще відстеження нестационарних сигналів. Це важливі характеристики в таких застосуваннях, як придушення відлуння, адаптивна оцінка затримки, прогнозне кодування з малою затримкою, придушення шуму, вирівнювання каналів у мобільній телефонії, де важливими є низька затримка та швидке відстеження змінних у часі процесів та середовищ.

На рис. 1.17 показано конфігурацію адаптивного фільтра з найменшою квадратичною помилкою. Адаптивний фільтр починається з деякого початкового стану, а потім коефіцієнти фільтра періодично оновлюються, зазвичай на основі вибірки за вибіркою, щоб мінімізувати різницю між виходом фільтра та бажаним або цільовим сигналом. Формула адаптації має загальну рекурсивну форму:

$$\text{оцінка наступного параметра} = \text{оцінка попереднього параметра} + \text{оновлення(помилка)}$$

де член оновлення є функцією сигналу помилки. В адаптивній фільтрації необхідно прийняти ряд рішень щодо моделі фільтра та алгоритму адаптації:

Тип фільтра: Це може бути фільтр зі скінченною імпульсною характеристикою (KIX) або фільтр із нескінченною імпульсною характеристикою (NIX). KIX-фільтри мають хороші властивості стабільності та збіжності і з цієї причини є типом, який найчастіше використовується на практиці.

Порядок фільтрації. Порядок фільтра встановлюється або за допомогою апріорного знання вхідного та бажаного сигналів, або його можна отримати шляхом моніторингу змін у сигналі помилки як функції зростаючого порядку фільтра.

Алгоритм адаптації: Є два найпоширеніші алгоритми адаптації: метод рекурсивної найменшої квадратичної помилки (RLS) та метод найменшої середньоквадратичної помилки (LMS). Фактори, що впливають на вибір алгоритму адаптації, це обчислювальна складність, швидкість збіжності до оптимального робочого стану, мінімальна похибка при збіжності, числова стійкість та робустність алгоритму до початкових станів параметрів.

1.4.5 Рекурсивні адаптивні фільтри найменших квадратів (RLS)

Рекурсивний фільтр найменших квадратів (RLS) – це адаптивна до вибірки версія фільтра Вінера з оновленням у часі. Для стаціонарних сигналів фільтр RLS сходиться до тих самих оптимальних коефіцієнтів фільтра, що й фільтр Вінера. Для нестаціонарних сигналів фільтр RLS відстежує зміни процесу в часі. Фільтр RLS має відносно високу швидкість збіжності до оптимальних коефіцієнтів фільтра. Це корисно в таких застосуваннях, як покращення мовлення, вирівнювання каналів, придушення відлуння, де фільтр повинен мати можливість відстежувати відносно швидкі зміни в процесі обробки сигналу.

У рекурсивному алгоритмі найменших квадратів адаптація починається з деякого початкового стану фільтра, і послідовні вибірки вхідних сигналів використовуються для адаптації коефіцієнтів фільтра. Рис. 1.17 ілюструє конфігурацію адаптивного фільтра, де $y(m)$, $x(m)$ та $\mathbf{w}(m)=[w_0(m), w_1(m), \dots, w_{P-1}(m)]$ позначають відповідно вхід фільтра, бажаний сигнал та вектор коефіцієнтів фільтра. Вихід фільтра можна виразити як

$$\hat{x}(m) = \mathbf{w}^T(m) \mathbf{y}(m) \quad (1.51)$$

де $\hat{x}(m)$ – оцінка бажаного сигналу $x(m)$. Сигнал помилки фільтра визначається як

$$\begin{aligned} e(m) &= x(m) - \hat{x}(m) \\ &= x(m) - \mathbf{w}^T(m) \mathbf{y}(m) \end{aligned} \quad (1.52)$$

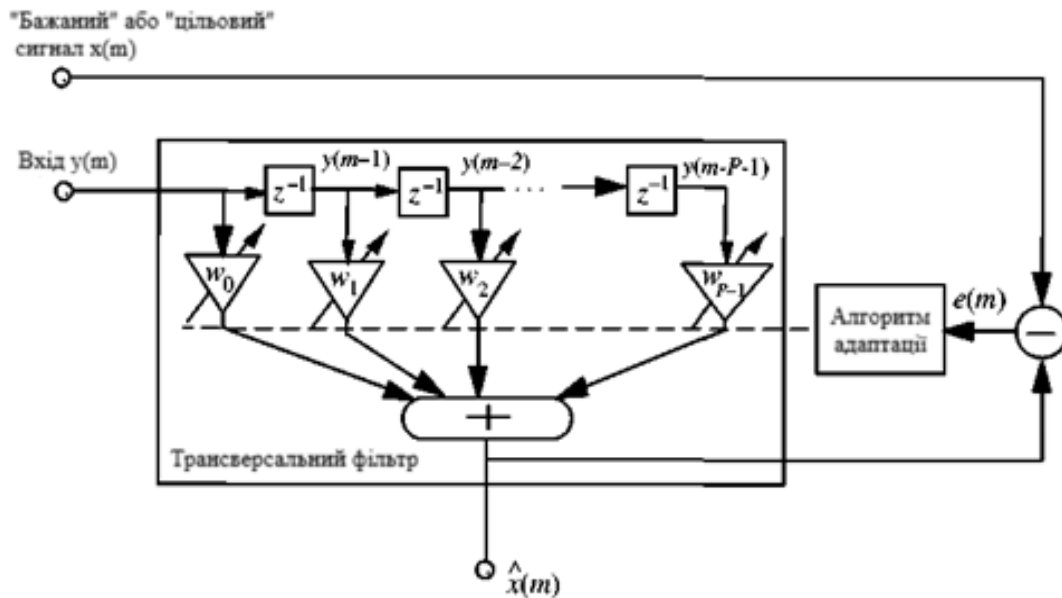


Рис. 1.17 Ілюстрація конфігурації адаптивного фільтра.

Процес адаптації базується на мінімізації критерію середньоквадратичної похибки, що визначається як

$$\begin{aligned} \mathcal{E}[e^2(m)] &= \mathcal{E}\left\{ \left[x(m) - \mathbf{w}^T(m) \mathbf{y}(m) \right]^2 \right\} \\ &= \mathcal{E}[x^2(m)] - 2\mathbf{w}^T(m) \mathcal{E}[\mathbf{y}(m)x(m)] + \mathbf{w}^T(m) \mathcal{E}[\mathbf{y}(m)\mathbf{y}^T(m)] \mathbf{w}(m) \\ &= r_{xx}(0) - 2\mathbf{w}^T(m) \mathbf{r}_{yx}(m) + \mathbf{w}^T(m) \mathbf{R}_{yy}(m) \mathbf{w}(m) \end{aligned} \quad (1.53)$$

Фільтр Вінера отримують шляхом мінімізації середньоквадратичної похибки відносно коефіцієнтів фільтра. Для стаціонарних сигналів результат цієї мінімізації подається як

$$\mathbf{w} = \mathbf{R}_{yy}^{-1} \mathbf{r}_{yx} \quad (1.54)$$

де $\mathbf{R}_{yy}$ – матриця автокореляції вхідного сигналу, а $\mathbf{r}_{yx}$ — вектор крос-кореляції вхідного та цільового сигналів. Далі формулюється рекурсивне, адаптивне до часу формулювання рівняння (1.54). Для блоку з N векторів вибірки матриці кореляції можна записати як

$$\mathbf{R}_{yy} = \mathbf{Y}^T \mathbf{Y} = \sum_{m=0}^{N-1} \mathbf{y}(m) \mathbf{y}^T(m) \quad (1.55)$$

де $\mathbf{y}(m)=[y(m), \dots, y(m-P)]^T$. Тепер суму векторного добутку в рівнянні (1.55) можна виразити рекурсивно як

$$\mathbf{R}_{yy}(m) = \mathbf{R}_{yy}(m-1) + \mathbf{y}(m) \mathbf{y}^T(m) \quad (1.56)$$

Щоб забезпечити адаптивність до часових змін статистики сигналу, оцінку автокореляції в рівнянні (1.56) можна розкласти на експоненціально спадаючі вікна:

$$\mathbf{R}_{yy}(m) = \lambda \mathbf{R}_{yy}(m-1) + \mathbf{y}(m) \mathbf{y}^T(m) \quad (1.57)$$

де λ є так званим фактором адаптації і знаходиться в діапазоні $0 < \lambda < 1$. Аналогічно, вектор крос-кореляції задається як

$$\mathbf{r}_{yx} = \sum_{m=0}^{N-1} \mathbf{y}(m) x(m) \quad (1.58)$$

Суму добутків у рівнянні (1.58) можна обчислити в рекурсивній формі як

$$\mathbf{r}_{yx}(m) = \mathbf{r}_{yx}(m-1) + \mathbf{y}(m) x(m) \quad (1.59)$$

Знову ж таки, це рівняння можна зробити адаптивним, використовуючи експоненціально спадаючий коефіцієнт λ :

$$\mathbf{r}_{yx}(m) = \lambda \mathbf{r}_{yx}(m-1) + y(m)x(m) \quad (1.60)$$

Для рекурсивного розв'язку рівняння найменшої квадратичної помилки (1.60) потрібно отримати рекурсивну формулу оновлення часу для оберненої матриці у вигляді

$$\mathbf{R}_{yy}^{-1}(m) = \mathbf{R}_{yy}^{-1}(m-1) + \text{Update}(m) \quad (1.61)$$

Рекурсивне співвідношення для матричного обернення отримується за допомогою наступної леми.

Нехай $\mathbf{A}$ та $\mathbf{B}$ — дві додатньо визначені матриці розміру $P \times P$, пов'язані між собою

$$\mathbf{A} = \mathbf{B}^{-1} + \mathbf{C}\mathbf{D}^{-1}\mathbf{C}^T \quad (1.62)$$

де $\mathbf{D}$ — додатньо визначена матриця розміру $N \times N$, а $\mathbf{C}$ — матриця розміру $P \times N$. Лема про обернення матриці стверджує, що обернену матрицю $\mathbf{A}$ можна виразити як

$$\mathbf{A}^{-1} = \mathbf{B} - \mathbf{B}\mathbf{C}(\mathbf{D} + \mathbf{C}^T\mathbf{B}\mathbf{C})^{-1}\mathbf{C}^T\mathbf{B} \quad (1.63)$$

Цю лему можна довести множенням рівняння (1.62) на рівняння (1.63). Ліва та права частини результатів множення є одиничною матрицею. Лему про обернення матриці можна використовувати для отримання рекурсивної реалізації оберненої матриці кореляції $\mathbf{R}_{yy}^{-1}(m)$.

Нехай

$$\mathbf{R}_{yy}(m) = \mathbf{A}$$

$$\lambda^{-1} \mathbf{R}_{yy}^{-1}(m-1) = \mathbf{B}$$

$$\mathbf{y}(m) = \mathbf{C}$$

$$\mathbf{D} = \text{identity matrix} \quad (1.64-1.67)$$

Підставляючи рівняння (1.64) та (1.65) у рівняння (1.63), отримуємо

$$\mathbf{R}_{yy}^{-1}(m) = \lambda^{-1} \mathbf{R}_{yy}^{-1}(m-1) - \frac{\lambda^{-2} \mathbf{R}_{yy}^{-1}(m-1) \mathbf{y}(m) \mathbf{y}^T(m) \mathbf{R}_{yy}^{-1}(m-1)}{1 + \lambda^{-1} \mathbf{y}^T(m) \mathbf{R}_{yy}^{-1}(m-1) \mathbf{y}(m)} \quad (1.68)$$

Тепер визначимо змінні $\Phi(m)$ і $k(m)$ як

$$\Phi_{yy}(m) = \mathbf{R}_{yy}^{-1}(m) \quad (1.69)$$

і

$$k(m) = \frac{\lambda^{-1} \mathbf{R}_{yy}^{-1}(m-1) \mathbf{y}(m)}{1 + \lambda^{-1} \mathbf{y}^T(m) \mathbf{R}_{yy}^{-1}(m-1) \mathbf{y}(m)} \quad (1.70)$$

або

$$k(m) = \frac{\lambda^{-1} \Phi_{yy}(m-1) \mathbf{y}(m)}{1 + \lambda^{-1} \mathbf{y}^T(m) \Phi_{yy}(m-1) \mathbf{y}(m)} \quad (1.71)$$

Використовуючи рівняння (1.69) та (1.71), рекурсивне рівняння (1.68) можна записати як

$$\Phi_{yy}(m) = \lambda^{-1} \Phi_{yy}(m-1) - \lambda^{-1} k(m) \mathbf{y}^T(m) \Phi_{yy}(m-1) \quad (1.72)$$

З рівнянь (1.71) та (1.72) маємо

$$\begin{aligned}
\mathbf{k}(m) &= [\lambda^{-1} \Phi_{yy}(m-1) - \lambda^{-1} \mathbf{k}(m) \mathbf{y}^T(m) \Phi_{yy}(m-1)] \mathbf{y}(m) \\
&= \Phi_{yy}(m) \mathbf{y}(m)
\end{aligned} \tag{1.73}$$

Тепер рівняння (1.72) та (1.73) використовуються далі для виведення алгоритму адаптації RLS.

Рекурсивне оновлення коефіцієнтів фільтра з урахуванням часу. Коефіцієнти фільтра найменших квадратичних помилок:

$$\begin{aligned}
\mathbf{w}(m) &= \mathbf{R}_{yy}^{-1}(m) \mathbf{r}_{yx}(m) \\
&= \Phi_{yy}(m) \mathbf{r}_{yx}(m)
\end{aligned} \tag{1.74}$$

Підставляючи рекурсивну форму вектора кореляції в рівняння (1.74), отримуємо

$$\begin{aligned}
\mathbf{w}(m) &= \Phi_{yy}(m) [\lambda \mathbf{r}_{yx}(m-1) + \mathbf{y}(m)x(m)] \\
&= \lambda \Phi_{yy}(m) \mathbf{r}_{yx}(m-1) + \Phi_{yy}(m) \mathbf{y}(m)x(m)
\end{aligned} \tag{1.75}$$

Тепер підстановка рекурсивної форми матриці $\Phi_{yy}(m)$ з рівняння (1.72) та $\mathbf{k}(m) = \Phi(m) \mathbf{y}(m)$ з рівняння (1.73) у правій частині рівняння (1.75)

$$\mathbf{w}(m) = [\lambda^{-1} \Phi_{yy}(m-1) - \lambda^{-1} \mathbf{k}(m) \mathbf{y}^T(m) \Phi_{yy}(m-1)] \lambda \mathbf{r}_{yx}(m-1) + \mathbf{k}(m)x(m) \tag{1.76}$$

або

$$\mathbf{w}(m) = \Phi_{yy}(m-1) \mathbf{r}_{yx}(m-1) - \mathbf{k}(m) \mathbf{y}^T(m) \Phi_{yy}(m-1) \mathbf{r}_{yx}(m-1) + \mathbf{k}(m)x(m) \tag{1.77}$$

Заміною $\mathbf{w}(m-1) = \Phi(m-1) \mathbf{r}_{yx}(m-1)$ у рівнянні (1.77) отримуємо

$$\mathbf{w}(m) = \mathbf{w}(m-1) - \mathbf{k}(m) [x(m) - \mathbf{y}^T(m) \mathbf{w}(m-1)] \tag{1.78}$$

Це рівняння можна переписати у такому вигляді

$$\mathbf{w}(m) = \mathbf{w}(m-1) - k(m)e(m) \quad (1.79)$$

Рівняння (1.79) є рекурсивною реалізацією фільтра Вінера з найменшими квадратичними помилками з оновленням часу.

Алгоритм адаптації RLS

Вхідні сигнали: $y(m)$ та $x(m)$

Початкові значення: $\Phi_{yy}(m) = \delta \mathbf{I}$, $\mathbf{w}(0) = \mathbf{w}_1$

Для $m = 1, 2, \dots$ Вектор коефіцієнта підсилення фільтра:

$$\mathbf{k}(m) = \frac{\lambda^{-1} \Phi_{yy}(m-1) y(m)}{1 + \lambda^{-1} \mathbf{y}^T(m) \Phi_{yy}(m-1) \mathbf{y}(m)} \quad (1.80)$$

Рівняння сигналу помилки:

$$e(m) = x(m) - \mathbf{w}^T(m-1) \mathbf{y}(m) \quad (1.81)$$

Коефіцієнти фільтра:

$$\mathbf{w}(m) = \mathbf{w}(m-1) - k(m)e(m) \quad (1.82)$$

Оновлення матриці зворотної кореляції:

$$\Phi_{yy}(m) = \lambda^{-1} \Phi_{yy}(m-1) - \lambda^{-1} k(m) \mathbf{y}^T(m) \Phi_{yy}(m-1) \quad (1.83)$$

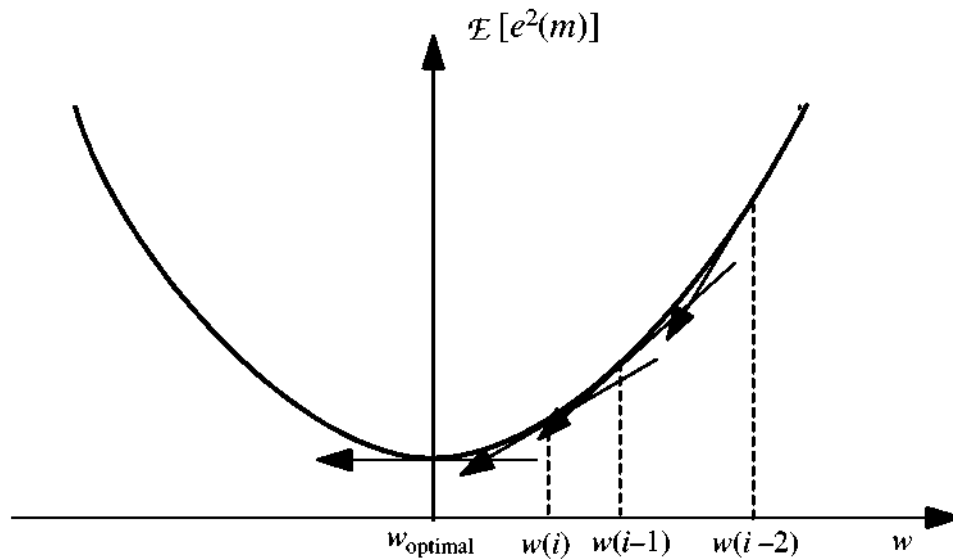


Рис. 1.18. Ілюстрація градієнтного пошуку поверхні середньоквадратичної похибки для точки мінімальної похибки.

1.4.6 Метод найкрутішого спуску.

Поверхня середньоквадратичної похибки відносно коефіцієнтів КІХ-фільтра являє собою квадратичну чашоподібну криву з одним глобальним мінімумом, який відповідає коефіцієнтам LSE-фільтра. Рис. 1.18 ілюструє криву середньоквадратичної похибки для фільтра з одним коефіцієнтом. Цей рисунок також ілюструє пошук найкрутішого спуску для коефіцієнта мінімальної середньоквадратичної похибки. Пошук базується на виконанні низки послідовних кроків вниз у напрямку негативного градієнта поверхні похибки. Починаючи з набору початкових значень, коефіцієнти фільтра послідовно оновлюються вниз, доки не буде досягнуто точки мінімуму, в якій градієнт дорівнює нулю. Метод адаптації найкрутішого спуску можна виразити як

$$w(m+1) = w(m) + \mu \left[-\frac{\partial E[e^2(m)]}{\partial w(m)} \right] \quad (1.84)$$

де μ – розмір кроку адаптації. З рівняння (1.19) градієнт функції середньоквадратичної похибки визначається як

$$\frac{\partial E[e^2(m)]}{\partial \mathbf{w}(m)} = -2\mathbf{r}_{yx} + 2\mathbf{R}_{yy}\mathbf{w}(m) \quad (1.85)$$

Підставляючи рівняння (1.85) у рівняння (1.84), отримуємо

$$\mathbf{w}(m+1) = \mathbf{w}(m) + \mu [\mathbf{r}_{yx} - \mathbf{R}_{yy}\mathbf{w}(m)] \quad (1.86)$$

Нехай $\mathbf{w}_o$ позначимо оптимальний вектор коефіцієнтів фільтра LSE, визначимо вектор помилок коефіцієнтів фільтра $\tilde{\mathbf{w}}(m)$ як

$$\tilde{\mathbf{w}}(m) = \mathbf{w}(m) - \mathbf{w}_o \quad (1.87)$$

Для стаціонарного процесу оптимальний фільтр LSE $\mathbf{w}_o$ отримується з фільтра Вінера як

$$\mathbf{w}_o = \mathbf{R}_{yy}^{-1}\mathbf{r}_{yx} \quad (1.88)$$

Віднімання $\mathbf{w}_o$ з обох частин рівняння (1.86), а потім підставляючи $\mathbf{R}_{yy}\mathbf{w}_o$ для $\mathbf{r}_{yx}$, і використовуючи рівняння (1.87), отримуємо

$$\tilde{\mathbf{w}}(m+1) = [\mathbf{I} - \mu\mathbf{R}_{yy}] \tilde{\mathbf{w}}(m) \quad (1.89)$$

Бажано, щоб вектор помилки фільтра $\tilde{\mathbf{w}}(m)$ зникає якомога швидше. Параметр μ , розмір кроку адаптації контролює стабільність та швидкість збіжності адаптивного фільтра. Занадто велике значення для μ спричиняє нестабільність; занадто мале значення дає низький коефіцієнт збіжності. Стабільність методу оцінки параметрів залежить від вибору параметра адаптації μ та матрицю автокореляції. З рівняння (1.89) рекурсивне рівняння для похибки кожного окремого коефіцієнта фільтра можна отримати

наступним чином. Матрицю кореляції можна виразити через матриці власних векторів та власних значень як

$$\mathbf{R}_{yy} = \mathbf{Q}\mathbf{\Lambda}\mathbf{Q}^T \quad (1.90)$$

де $\mathbf{Q}$ – ортонормована матриця власних векторів $\mathbf{R}_{yy}$, і $\mathbf{\Lambda}$ — діагональна матриця, діагональні елементи якої відповідають значенням $\mathbf{R}_{yy}$.

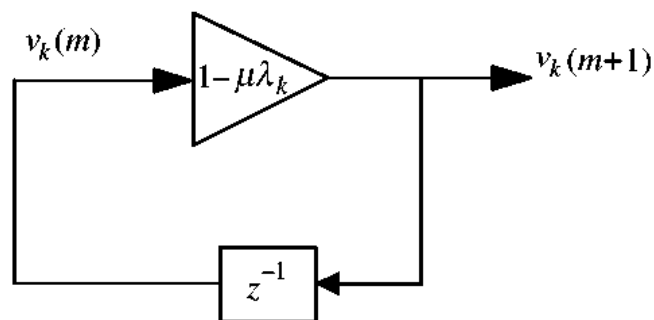


Рис. 1.19. Модель зворотного зв'язку зміни похибки коефіцієнта з часом.

Підстановкою $\mathbf{R}_{yy}$ з рівняння (1.90) у рівнянні (1.89) отримуємо

$$\tilde{\mathbf{w}}(m+1) = [\mathbf{I} - \mu \mathbf{Q}\mathbf{\Lambda}\mathbf{Q}^T] \tilde{\mathbf{w}}(m) \quad (1.91)$$

Множення обох частин рівняння (1.91) на $\mathbf{Q}^T$ та використовуючи співвідношення $\mathbf{Q}^T\mathbf{Q} = \mathbf{Q}\mathbf{Q}^T = \mathbf{I}$

$$\mathbf{Q}^T \tilde{\mathbf{w}}(m+1) = [\mathbf{I} - \mu \mathbf{\Lambda}] \mathbf{Q}^T \tilde{\mathbf{w}}(m) \quad (1.92)$$

Нехай

$$\mathbf{v}(m) = \mathbf{Q}^T \tilde{\mathbf{w}}(m) \quad (1.93)$$

Тоді

$$\mathbf{v}(m+1) = [\mathbf{I} - \mu \mathbf{\Lambda}] \mathbf{v}(m) \quad (1.94)$$

Оскільки $\mathbf{A}$ та $\mathbf{I}$ – обидві діагональні матриці, рівняння (1.94) можна виразити через рівняння для окремих елементів вектора помилки $\mathbf{v}(m)$ як

$$v_k(m+1) = [1 - \mu \lambda_k] v_k(m) \quad (1.95)$$

де λ_k є k -те власне значення матриці автокореляції вхідного сигналу фільтра $y(m)$. Рис. 1.19 – це модель мережі зворотного зв'язку для часових змін вектора помилки. З рівняння (1.95) умова стійкості процесу адаптації та спаду вектора помилки коефіцієнта має вигляд

$$-1 < 1 - \mu \lambda_k < 1 \quad (1.96)$$

Нехай $\lambda_{\max}$ позначимо максимальне власне значення автокореляційної матриці $y(m)$, тоді з рівняння (1.96) межі на μ для стабільної адаптації задаються як

$$0 < \mu < \frac{2}{\lambda_{\max}} \quad (1.97)$$

Коефіцієнт збіжності коефіцієнтів фільтра залежить від вибору розміру кроку адаптації μ , де $0 < \mu < 2/\lambda_{\max}$. Коли власні значення кореляційної матриці розподілені нерівномірно, коефіцієнти фільтра збігаються з різною швидкістю: чим менші k -ті власні значення, тим менша швидкість збіжності k -тих коефіцієнтів. Коефіцієнти фільтра з максимальними та мінімальними власними значеннями, $\lambda_{\max}$ і $\lambda_{\min}$ збігаються згідно з такими рівняннями:

$$\begin{aligned} v_{\max}(m+1) &= (1 - \mu \lambda_{\max}) v_{\max}(m) \\ v_{\min}(m+1) &= (1 - \mu \lambda_{\min}) v_{\min}(m) \end{aligned} \quad (1.98-1.99)$$

Відношення максимального до мінімального власного значення кореляційної матриці називається розкидом власних значень кореляційної матриці:

$$\text{eigenvaluespread} = \frac{\lambda_{\max}}{\lambda_{\min}} \quad (1.100)$$

Розкид швидкості збіжності коефіцієнтів фільтра пропорційний розкиду власного значення автокореляційної матриці вхідного сигналу.

1.4.7 Фільтр LMS

Метод найкрутішого спуску використовує градієнт усередненої квадратичної помилки для пошуку коефіцієнтів фільтра найменших квадратичних помилок. Обчислювально простішою версією методу градієнтного пошуку є фільтр LMS, в якому градієнт середньоквадратичної помилки замінюється градієнтом функції миттєвої квадратичної помилки.

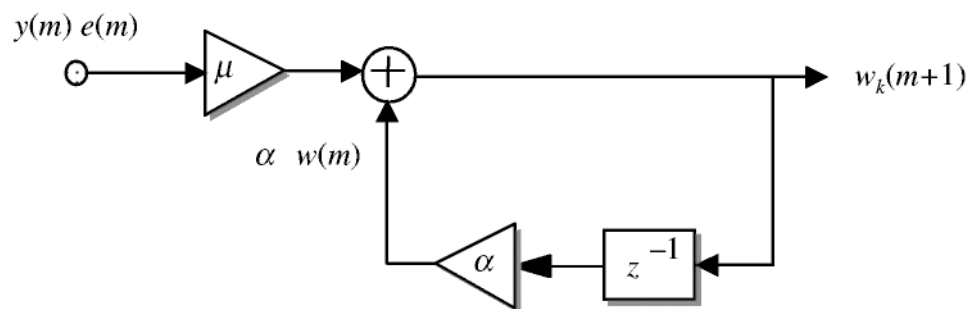


Рис. 1.20. Ілюстрація адаптації LMS коефіцієнта фільтра.

Метод адаптації LMS визначається як

$$\mathbf{w}(m+1) = \mathbf{w}(m) + \mu \left(-\frac{\partial e^2(m)}{\partial \mathbf{w}(m)} \right) \quad (1.101)$$

де сигнал помилки $e(m)$ визначається як

$$e(m) = x(m) - \mathbf{w}^T(m) \mathbf{x}(m) \quad (1.102)$$

Миттєвий градієнт квадратичної похибки можна переформулювати як

$$\begin{aligned} \frac{\partial e^2(m)}{\partial \mathbf{w}(m)} &= \frac{\partial}{\partial \mathbf{w}(m)} [x(m) - \mathbf{w}^T(m) \mathbf{y}(m)]^2 \\ &= -2 \mathbf{y}(m) [x(m) - \mathbf{w}^T(m) \mathbf{y}(m)]^2 \\ &= -2 \mathbf{y}(m) e(m) \end{aligned} \quad (1.103)$$

Підставляючи рівняння (1.103) у рівняння рекурсійного оновлення параметрів фільтра, рівняння (1.101) дає рівняння адаптації LMS:

$$\mathbf{w}(m+1) = \mathbf{w}(m) + \mu [\mathbf{y}(m) e(m)] \quad (1.104)$$

Видно, що рівняння оновлення фільтра дуже просте. Фільтр LMS широко використовується в адаптивних фільтрах, таких як адаптивне вирівнювання, придушення відлуння тощо. Головною перевагою алгоритму LMS є його простота як з точки зору вимог до пам'яті, так і з точки зору обчислювальної складності, яка становить $O(P)$, де P – довжина фільтра.

Алгоритм LMS з витоком. Стабільність та адаптивність рекурсивного рівняння адаптації LMS (1.88) можна покращити, ввівши так званий коефіцієнт витоку α як

$$\mathbf{w}(m+1) = \alpha \mathbf{w}(m) + \mu [\mathbf{y}(m) e(m)] \quad (1.105)$$

Рівняння зворотного зв'язку для оновлення коефіцієнтів фільтра в часі є по суті рекурсивною системою (з НХ) з вхідним сигналом $\mu \mathbf{y}(m) e(m)$ а його полюси в α . Коли параметр $\alpha < 1$, ефект полягає у внесенні більшої стабільності та пришвидшенні адаптації фільтра до змін характеристик вхідного сигналу.

Похибка стаціонарного стану: Оптимальна середньоквадратична похибка (LSE), $E_{\min}$, досягається, коли коефіцієнти фільтра наближаються до оптимального значення, визначеного рівнянням $\mathbf{w}_0 = \mathbf{R}_{yy}^{-1} \mathbf{r}_{yx}$ блочної найменшої квадратичної похибки.

Метод найкрутішого спаду використовує середній градієнт поверхні похибки для поступових оновлень коефіцієнтів фільтра до оптимального значення. Отже, коли коефіцієнти фільтра досягають мінімальної точки кривої середньоквадратичної похибки, усереднений градієнт дорівнює нулю і залишатиметься нульовим, поки поверхня похибки є стаціонарною. На противагу цьому, дослідження рівняння LMS показує, що для застосувань, в яких LSE не дорівнює нулю, таких як шумозаглушення, член поступового оновлення $\mu e(m)y(m)$ залишатиметься ненульовим навіть після досягнення оптимальної точки. Таким чином, при збіжності фільтр LMS буде випадковим чином змінюватися навколо точки LSE, в результаті чого LSE для LMS буде перевищувати LSE для методів Вінера або методів найкрутішого спуску. Зауважте, що при збіжності або поблизу неї поступове зменшення μ зменшить надлишок LSE за рахунок деякої втрати адаптивності до змін характеристик сигналу.

1.5 Висновки до розділу 1

Проаналізовано основні методи обробки сигналів, включаючи методи непараметричної обробки, модельно-орієнтованої обробки, Баєсівської статистичної обробки та застосування штучних нейронних мереж. Серед цих методів показано актуальність методів, орієнтованих на адаптивне шумозаглушення та зменшення шуму.

Проаналізовано суть та підходи до задачі адаптивної фільтрації, зокрема на основі застосування фільтрів Вінера та Калмана. Фільтр Калмана відрізняється від фільтра Вінера двома способами. По-перше, фільтр Калмана можна застосовувати до нестационарних процесів, а по-друге, теорія Калмана

використовує модель процесу генерації сигналу у вигляді рівняння стану. Це важлива перевага в тому сенсі, що фільтр Калмана можна використовувати для явного моделювання динаміки процесу сигналу.

Розглянуто фільтри RLS та LMS, що є альтернативою фільтру Калмана. Фільтр RLS є рекурсивною реалізацією фільтра Вінера. Основною перевагою фільтра LMS є відносна простота алгоритму. Однак для сигналів з великим спектральним динамічним діапазоном фільтр LMS має нерівномірну та низьку швидкість збіжності. Якщо ж сигнал також є нестационарним (наприклад, мовні та аудіосигнали), ці два типи фільтрів також будуть практично непридатними.

Таким чином актуальним є розроблення альтернативного методу адаптивної фільтрації, яким може бути метод спектрального віднімання.

РОЗДІЛ 2

ОСНОВНА ЧАСТИНА

2.1 Загальні поняття

Спектральне віднімання – це метод відновлення спектру потужності або спектру величини сигналу, що містить адитивний шум, шляхом віднімання оцінки середнього спектру шуму від спектру зашумленого сигналу. Припущення полягає в тому, що шум є стаціонарним або повільно змінним процесом, і що спектр шуму суттєво не змінюється між наступними інтервалами. Для відновлення сигналів часової області оцінка спектру миттєвої величини поєднується з фазою зашумленого сигналу, а потім переводиться за допомогою зворотного дискретного перетворення Фур'є в часову область. З точки зору обчислювальної складності, спектральне віднімання є відносно простим. Однак через випадкові коливання шуму спектральне віднімання може призвести до негативних оцінок короткочасної величини або спектру потужності сигналу. Амплітуда та спектр потужності є невід'ємними змінними, і будь-які негативні оцінки цих змінних слід відображати на невід'ємні значення. Цей нелінійний процес випрямлення спотворює розподіл відновленого сигналу. Спотворення стає більш помітним зі зменшенням співвідношення сигнал/шум.

У застосуваннях, де, окрім зашумленого сигналу також доступний шум на окремому каналі, можливо отримати сигнал, віднявши оцінку шуму від зашумленого сигналу. Однак у багатьох застосуваннях, таких як приймач зашумленого каналу зв'язку, єдиним доступним сигналом є зашумлений сигнал. У цих ситуаціях неможливо компенсувати випадковий шум, але можливо зменшити середній вплив шуму на спектр сигналу. Вплив адитивного шуму на спектр величини сигналу полягає у збільшенні середнього значення та дисперсії спектру, як показано на рис. 2.1. Збільшення

дисперсії спектра сигналу є результатом випадкових коливань шуму та не може бути нівельоване. Збільшення середнього значення спектра сигналу можна виключити шляхом віднімання оцінки середнього значення спектра шуму від спектра зашумленого сигналу. Модель зашумленого сигналу в часовій області задається як

$$y(m) = x(m) + n(m) \quad (2.1)$$

де $y(m)$, $x(m)$ та $n(m)$ – це сигнал, адитивний шум та зашумлений сигнал відповідно, а m – індекс дискретного часу.

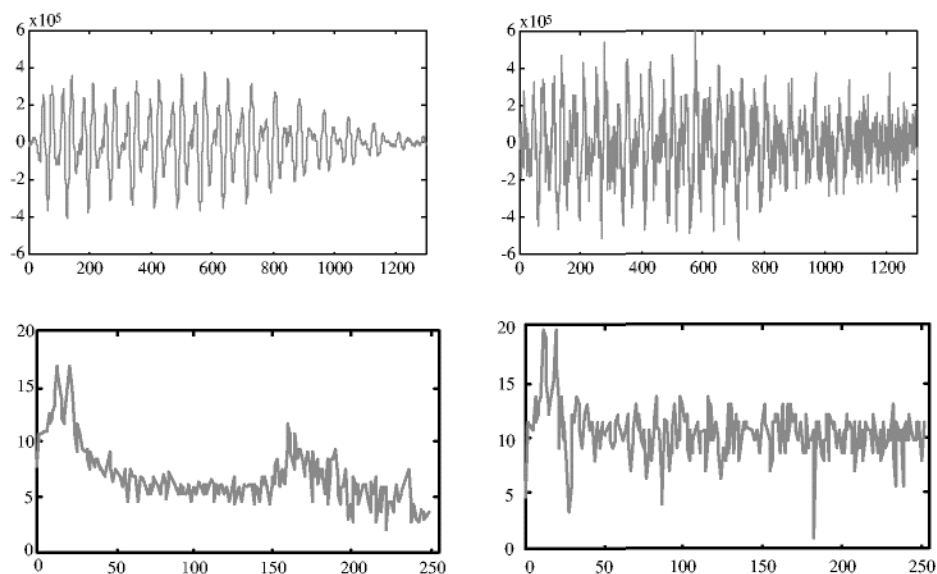


Рис. 2.1. Ілюстрації впливу шуму на сигнал у часовій та частотній областях.

У частотній області модель зашумленого сигналу рівняння (2.1) виражається як

$$Y(f) = X(f) + N(f) \quad (2.2)$$

де $Y(f)$, $X(f)$ та $N(f)$ – це перетворення Фур'є зашумленого сигналу $y(m)$, вихідного сигналу $x(m)$ та шуму $n(m)$ відповідно, а f – частотна змінна. При

спектральному відніманні вхідний сигнал $x(m)$ буферизується та поділяється на сегменти довжиною N вибірок. Кожен сегмент перетворюється на вікно за допомогою вікна Хенінга або Хемінга, а потім перетворюється за допомогою дискретного перетворення Фур'є (DFT) на N спектральних вибірок. Вікна пом'якшують вплив розривів на кінцевих точках кожного сегмента. Перетворений на вікно сигнал задається як

$$\begin{aligned} y_w(m) &= w(m)y(m) \\ &= w(m)[x(m)+n(m)] \\ &= x_w(m)+n_w(m) \end{aligned} \quad (2.3)$$

Віконну операцію можна виразити в частотній області як

$$\begin{aligned} Y_w(f) &= W(f) * Y(f) \\ &= X_w(f) + N_w(f) \end{aligned} \quad (2.4)$$

де оператор $*$ позначає згортку.

На рис. 2.2 показано конфігурацію блок-схеми методу спектрального віднімання. Рівняння, що описує спектральне віднімання, може бути виражене як

$$|\hat{X}(f)|^b = |Y(f)|^b - \alpha \overline{|N(f)|^b} \quad (2.5)$$

де $|\hat{X}(f)|^b$ є оцінкою спектру вихідного сигналу $|X(f)|^b$ і $\overline{|N(f)|^b}$ – усереднені за часом спектри шуму. Вважається, що шум є стаціонарним випадковим процесом у широкому сенсі. Для віднімання спектру величини показник $b=1$, а для віднімання спектру потужності $b=2$. Параметр α у рівнянні (2.5) контролює кількість шуму, що віднімається від зашумленого сигналу. Для повного віднімання шуму, $\alpha=1$ і для надмірного віднімання $\alpha>1$.



Рис. 2.2. Блок-схема, що ілюструє спектральне віднімання.

Усереднений за часом спектр шуму отримується з періодів, коли сигнал відсутній, а присутній лише шум.

$$\overline{|N(f)|^b} = \frac{1}{K} \sum_{i=0}^{K-1} |N_i(f)|^b \quad (2.6)$$

У рівнянні (2.6), $|N_i(f)|$ — спектр i -го шумового кадру, i передбачається, що в періоді, де присутній лише шум, є K кадрів, де K — змінна. Як варіант, усереднений спектр шуму можна отримати як вихідний сигнал цифрового фільтра низьких частот першого порядку як

$$\overline{|N_i(f)|^b} = \rho \overline{|N_{i-1}(f)|^b} + (1-\rho) |N_i(f)|^b \quad (2.7)$$

де коефіцієнт низькочастотного фільтра ρ зазвичай встановлюється між 0,85 та 0,99. Для відновлення сигналу в часовій області оцінка спектру амплітуди $|\hat{X}(f)|$ поєднується з фазою зашумленого сигналу, а потім перетворюється в часову область за допомогою оберненого дискретного перетворення Фур'є як

$$\hat{x}(m) = \sum_{k=0}^{N-1} |\hat{X}(k)| e^{j\theta_Y(k)} e^{-j\frac{2\pi}{N}km} \quad (2.8)$$

де $\theta_Y(k)$ — фаза частоти зашумленого сигналу $Y(k)$. Рівняння відновлення сигналу (2.8) базується на припущенні, що відчутний шум головним чином зумовлений спотворенням спектра амплітуд, а фазове спотворення значною

мірою невідчутне. Оцінки перцептивних ефектів змодельованих фазових спотворень підтверджують це припущення.

Через зміни спектра шуму, спектральне віднімання може призвести до негативних оцінок потужності або амплітудного спектра. Цей результат є більш імовірним зі зменшенням відношення сигнал/шум (SNR). Щоб уникнути негативних оцінок величини, вихід спектрального віднімання обробляється за допомогою функції відображення $T[X(f)]$ виду

$$T[|\hat{X}(f)|] = \begin{cases} |\hat{X}(f)| & \text{if } |\hat{X}(f)| > \beta |Y(f)| \\ \text{fn}[|Y(f)|] & \text{otherwise} \end{cases} \quad (2.9)$$

Наприклад, можна вибрати правило таким чином, що якщо оцінка $|\hat{X}(f)| > 0.01 |Y(f)|$ (у спектрі амплітуд 0,01 еквівалентно -40 дБ), тоді $|\hat{X}(f)|$ слід встановити на якусь функцію зашумленого сигналу $\text{fn}[|Y(f)|]$. У найпростішій формі, $\text{fn}[|Y(f)|] = \text{noise floor}$, де рівень шуму є додатньою константою. Альтернативний варіант $\text{fn}[|Y(f)|] = \beta |Y(f)|$. У цьому випадку,

$$T[|\hat{X}(f)|] = \begin{cases} |\hat{X}(f)| & \text{if } |\hat{X}(f)| > \beta |Y(f)| \\ \beta |Y(f)| & \text{otherwise} \end{cases} \quad (2.10)$$

Спектральне віднімання може бути реалізовано в спектральних областях потужності або амплітуд. Ці два методи схожі, хоча теоретично вони призводять до дещо різних очікуваних показників.

2.2 Віднімання спектра потужності

Віднімання спектра потужності або віднімання спектра квадрата величини визначається наступним рівнянням:

$$|\hat{X}(f)|^2 = |Y(f)|^2 - \overline{|N(f)|^2} \quad (2.11)$$

де передбачається, що α , коефіцієнт віднімання в рівнянні (2.5), дорівнює одиниці. Позначимо спектр потужності як $\mathbb{E}[|X(f)|^2]$, усереднений за часом спектр потужності за допомогою $\overline{|X(f)|^2}$ і миттєвий спектр потужності за допомогою $|X(f)|^2$. Розширюючи миттєвий спектр потужності зашумленого сигналу $|Y(f)|^2$, та згрупувавши відповідні члени, рівняння (2.11) можна переписати як

$$|\hat{X}(f)|^2 = |X(f)|^2 + \underbrace{\left(|N(f)|^2 - \overline{|N(f)|^2} \right)}_{\text{Noise variations}} + \underbrace{X^*(f)N(f) + X(f)N^*(f)}_{\text{Cross products}} \quad (2.12)$$

Взявши математичні очікування обох частин рівняння (2.12) та припустивши, що сигнал і шум є некорельованими ергодичними процесами, маємо

$$\mathbb{E}[|\hat{X}(f)|^2] = \mathbb{E}[|X(f)|^2] \quad (2.13)$$

З рівняння (2.13) середнє значення оцінки миттєвого спектру потужності сходиться до спектру потужності сигналу без шуму. Однак, слід зазначити, що для нестационарних сигналів, таких як мова, метою є відновлення миттєвого або короткочасного спектру, і можна застосувати лише відносно невелику кількість усереднень. Занадто велике усереднення розмие часову еволюцію спектральних подій.

2.3 Віднімання спектру амплітуд

Віднімання спектру амплітуд визначається як

$$|\hat{X}(f)| = |Y(f)| - \overline{|N(f)|} \quad (2.14)$$

де $\overline{|N(f)|}$ — усереднений за часом спектр амплітуд шуму.

Враховуючи математичне очікування рівняння (2.14), маємо

$$\begin{aligned} \mathcal{E}[|\hat{X}(f)|] &= \mathcal{E}[|Y(f)|] - \mathcal{E}[\overline{|N(f)|}] \\ &= \mathcal{E}[|X(f) + N(f)|] - \mathcal{E}[\overline{|N(f)|}] \\ &\approx \mathcal{E}[|X(f)|] \end{aligned} \quad (2.15)$$

Для відновлення сигналу оцінка амплітуд поєднується з фазою шумового сигналу, а потім переводиться в часову область за допомогою рівняння (2.8).

2.4 Фільтр спектрального віднімання

Рівняння спектрального віднімання можна виразити як добуток спектру зашумленого сигналу та частотної характеристики спектрального фільтра віднімання як

$$\begin{aligned} |\hat{X}(f)|^2 &= |Y(f)|^2 - \overline{|N(f)|^2} \\ &= H(f) |Y(f)|^2 \end{aligned} \quad (2.16)$$

де $H(f)$, частотна характеристика спектрального фільтра віднімання, визначається як

$$\begin{aligned} H(f) &= 1 - \frac{\overline{|N(f)|^2}}{|Y(f)|^2} \\ &= \frac{|Y(f)|^2 - \overline{|N(f)|^2}}{|Y(f)|^2} \end{aligned} \quad (2.17)$$

Фільтр спектрального віднімання $H(f)$ є нульовим фазовим фільтром з амплітудною характеристикою в діапазоні $0 \leq H(f) \leq 1$. Фільтр діє як атенюатор, залежний від SNR. Ослаблення на кожній частоті збільшується зі зменшенням SNR і, навпаки, зменшується зі збільшенням SNR.

Лінійним фільтром найменшої середньоквадратичної помилки для видалення шуму є фільтр Вінера. Реалізація фільтра Вінера вимагає даних про спектри потужності сигналу та процесу шуму. Спектральне віднімання використовується як заміна фільтра Вінера, коли спектр потужності сигналу недоступний.

Для відновлення сигналу, що розглядається в некорельованому адитивному шумі, рівняння, що описує частотну характеристику фільтра Вінера, було виведено як

$$W(f) = \frac{E[|Y(f)|^2] - E[|N(f)|^2]}{E[|Y(f)|^2]} \quad (2.18)$$

Порівняння $W(f)$ та $H(f)$ з рівнянь (2.18) та (2.17) показує, що фільтр Вінера базується на усереднених за ансамблем спектрах сигналу та шуму, тоді як фільтр спектрального віднімання використовує миттєві спектри зашумленого сигналу та усереднені за часом спектри шуму. У методі спектрального віднімання є доступ лише до однієї реалізації процесу. Однак, припускаючи, що сигнал і шум є стаціонарними ергодичними процесами в широкому сенсі, можна замінити миттєвий спектр зашумленого сигналу у рівнянні спектрального віднімання (2.18) усередненим за часом спектром $\overline{|Y(f)|^2}$, і отримати

$$H(f) = \frac{\overline{|Y(f)|^2} - \overline{|N(f)|^2}}{\overline{|Y(f)|^2}} \quad (2.19)$$

Для ергодичного процесу, зі збільшенням часу, протягом якого сигнали усереднюються, усереднений за часом спектр наближається до усередненого за ансамблем спектру, і в граничному випадку фільтр спектрального віднімання рівняння (2.19) наближається до рівняння фільтра Вінера (2.18). На практиці багато сигналів, таких як мова та музика, є нестационарними, і можна очікувати лише обмеженого ступеня корисного усереднення спектральних параметрів за часом.

2.5 Спотворення результатів обробки

Основною проблемою спектрального віднімання є нелінійні спотворення результатів обробки, спричинені випадковими варіаціями спектра шуму. З рівняння (2.12) та обмеження, що спектр амплітуд повинен мати невід'ємне значення, можна визначити три джерела спотворень миттєвої оцінки амплітуд або спектра потужності:

- варіації миттєвого спектра потужності шуму навколо середнього значення;
- взаємозв'язок між членами сигналу та шуму;
- нелінійне відображення спектральних оцінок, які падають нижче порогового значення.

З трьох перелічених вище джерел спотворень домінуюче спотворення часто зумовлене нелінійним відображенням негативних або малозначних спектральних оцінок. Це спотворення створює металевий шум, відомий як «музичний тональний шум» через їх вузькосмуговий спектр.

Успіх спектрального віднімання залежить від здатності алгоритму зменшувати коливання шуму та усувати спотворення обробки. У найгіршому випадку залишковий шум може мати такі дві форми:

- різке падіння або пік у спектрі сигналу;
- ізольовані вузькі смуги частот.

Поблизу частоти сигналу з високою амплітудою, індуковане шумом падіння або пік часто маскується та стає нечутним через високу енергію сигналу. Основною причиною відчутних погіршень є ізольовані частотні компоненти, також відомі як музичні тони або музичний шум, проілюстровані на рис. 2.3.



Рис. 2.3. Ілюстрація спотворень, які можуть виникнути внаслідок спектрального віднімання.

Музичний шум характеризується як короточасні вузькі смуги частот, оточені відносно низькорівневими частотними компонентами. Під час відновлення аудіосигналу спотворення, спричинене спектральним відніманням, може призвести до значного погіршення якості сигналу. Це особливо актуально при низьких співвідношеннях сигнал/шум. Наслідки поганої реалізації алгоритму віднімання можуть призвести до сигналу нижчої сприйнятої якості та меншого інформаційного вмісту, ніж початковий зашумлений сигнал.

2.6 Вплив спектрального віднімання на розподіл сигналу

Рис. 2.4 є ілюстрацією спотворюючого ефекту спектрального віднімання на розподіл амплітудного спектру сигналу. На цьому рисунку показано

простий випадок, коли спектр сигналу поділено на дві частини: низькочастотну смугу та високочастотну смугу. Кожна точка на рис. 2.4 є графіком високочастотного спектру відносно низькочастотного спектру у двовимірному просторі сигналу. Рис. 2.4 (а) показує припущений розподіл спектральних зразків сигналу у двовимірному амплітудно-частотному просторі. Вплив випадкового шуму, показаний на рис. 2.4 (б), полягає у збільшенні середнього значення та дисперсії спектру на величину, яка залежить від середнього значення та дисперсії амплітудного спектру шуму. Збільшення дисперсії являє собою незворотнє спотворення.

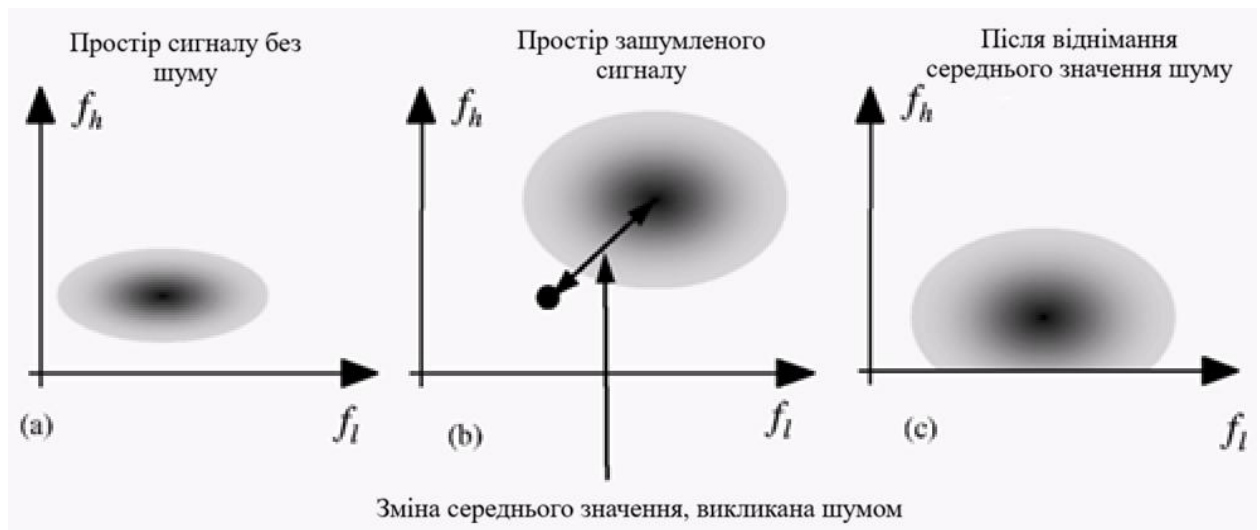


Рис. 2.4 Ілюстрація спотворюючого ефекту спектрального віднімання в області амплітудного спектру сигналу.

Збільшення середнього значення спектру величини можна усунути за допомогою спектрального віднімання. Рис. 2.4 (в) ілюструє спотворюючий вплив спектрального віднімання на розподіл спектру сигналу. Через збільшення дисперсії спектру сигналу, викликане шумом, після віднімання середнього спектру шуму, частина сукупності сигналів, особливо ті, що мають низьке співвідношення сигнал/шум, стають негативними і повинні бути перетворені на невід'ємні значення. Цей процес спотворює розподіл частини спектру сигналу з низьким співвідношенням сигнал/шум.

2.7 Зменшення дисперсії шуму

Спотворення, що виникають в результаті спектрального віднімання, зумовлені варіаціями спектру шуму. Для процесу білого шуму з дисперсією σ_n^2 , можна показати, що дисперсія спектра ДПФ шуму $N(f)$ задається як

$$\text{Var}[|N(f)|^2] \approx P_{NN}^2(f) = \sigma_n^4, \quad (2.20)$$

а дисперсія ковзного середнього K незалежних спектральних компонентів дорівнює

$$\text{Var}\left[\frac{1}{K} \sum_{i=0}^{K-1} |N_i(f)|^2\right] \approx \frac{1}{K} P_{NN}^2(f) \approx \frac{1}{K} \sigma_n^4 \quad (2.21)$$

З рівняння (2.21) видно, що варіації шуму можна зменшити шляхом усереднення частотних компонентів зашумленого сигналу за часом. Фундаментальним обмеженням є те, що процес усереднення, окрім зменшення дисперсії шуму, також має небажаний ефект розмиття часових варіацій спектра сигналу. Тому процес усереднення повинен відображати компроміс між вимогами зменшення дисперсії шуму та збереження часової роздільної здатності нестационарних спектральних подій. Це важливо, оскільки часова роздільна здатність відіграє важливу роль як у якості, так і в розбірливості аудіосигналів.

При спектральному відніманні зашумлений сигнал $y(m)$ сегментується на блоки з N вибірок. Кожен блок сигналу потім перетворюється за допомогою ДПФ на блок з N спектральних вибірок $Y(f)$. Послідовні блоки спектральних вибірок утворюють двовимірну матрицю частота-час, що позначається $Y(f,t)$, де змінна t є індексом сегмента та позначає часовий напрям. Сигнал $Y(f,t)$

можна розглядати як смуговий канал f , що містить змінний у часі сигнал $X(f,t)$ плюс випадкову шумову складову $N(f,t)$. Одним із методів зменшення варіацій шуму є низькочастотна фільтрація спектра величини на кожній частоті. Простий рекурсивний цифровий низькочастотний фільтр першого порядку задається як

$$|Y_{LP}(f,t)| = \rho |Y_{LP}(f,t-1)| + (1-\rho) |Y(f,t)| \quad (2.22)$$

де нижній індекс LP позначає вихідний сигнал фільтра низьких частот, а коефіцієнт згладжування контролює смугу пропускання та постійну часу фільтра низьких частот.

2.8 Фільтрація спотворень обробки

Аудіосигнали, такі як мова та музика, складаються з послідовностей нестационарних акустичних подій. Змінна в часі природа аудіосигналів відіграє важливу роль у передачі інформації, відчуттів та якості. Музичний тональний шум, що розглядається як небажаний побічний продукт спектрального віднімання, також змінюється в часі. Однак існують суттєві відмінності між характеристиками більшості аудіосигналів та так званого музичного шуму. Характерні відмінності можуть бути використані для ідентифікації та видалення деяких більш відчутних спотворень. Ідентифікацію музичного шуму можна здійснити шляхом дослідження варіацій сигналу в часовій та частотній областях. Основними характеристиками музичного шуму є те, що він, як правило, є відносно короткочасними випадковими ізольованими сплесками вузькосмугових сигналів з відносно малими амплітудами.

Використовуючи розмір блоку DFT 128 семплів з частотою дискретизації 20 кГц, експерименти показують, що музичний шум, як правило, триває не більше трьох кадрів, тоді як справжні частоти сигналу мають значно

довшу тривалість. Це спостереження було використано як основу ефективної системи придушення «музичного шуму». На рис. 2.5 показано метод ідентифікації музичного шуму. Кожен канал DFT досліджується для виявлення короточасних частотних подій. Якщо частотна складова має тривалість, меншу за попередньо вибране часове вікно, та амплітуду, меншу за поріг, і не маскується складовими сигналу в сусідніх частотних інтервалах, то вона класифікується як спотворення та видаляється.

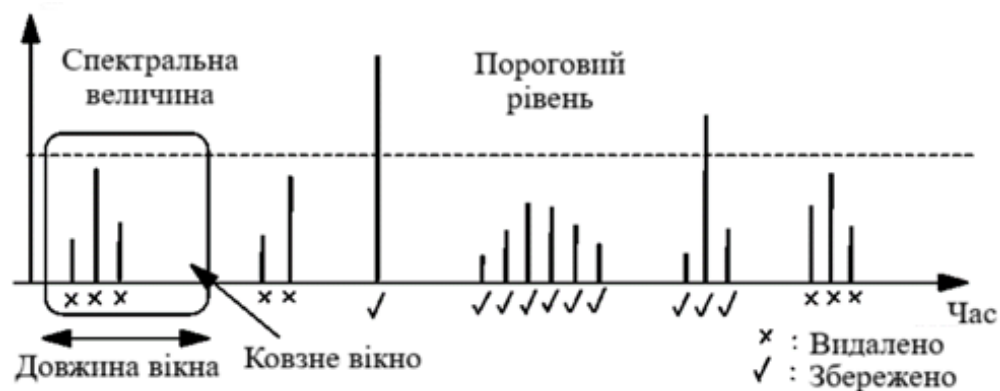


Рис. 2.5. Ілюстрація методу ідентифікації та фільтрації «музичного шуму».

2.9 Нелінійне спектральне віднімання

Використання спектрального віднімання в його основній формі рівняння (11.5) може призвести до погіршення якості та інформаційного вмісту сигналу. Наприклад, при відновленні аудіосигналу музичний шум може призвести до погіршення сприйнятої якості сигналу, а при розпізнаванні мовлення базове спектральне віднімання може призвести до погіршення точності розпізнавання. У літературі існує ряд варіантів спектрального віднімання, метою яких є забезпечення послідовного покращення продуктивності в діапазоні співвідношення сигнал/шум (SNR). Ці методи відрізняються своїм підходом до оцінки спектра шуму, методом усереднення спектра зашумленого сигналу та методом постобробки для усунення спотворень обробки. Нелінійні методи спектрального віднімання – це евристичні методи, які використовують

оцінки локального SNR, а також спостереження, що при низькому SNR надмірне віднімання може призвести до покращених результатів. Для пояснення покращення, яке може виникнути в результаті надмірного віднімання, розглянемо наступний вираз базового рівняння спектрального віднімання:

$$\begin{aligned} |\hat{X}(f)| &= |Y(f)| - |\overline{N(f)}| \\ &\approx |X(f)| + |N(f)| - |\overline{N(f)}| \\ &\approx |X(f)| + V_N(f) \end{aligned} \quad (2.23)$$

де $V_N(f)$ — випадкова складова спектру шуму з нульовим середнім значенням. Якщо $V_N(f)$ значно перевищує сигнал $X(f)$, тоді сигнал можна вважати втраченим через шум. У цьому випадку надмірне віднімання, а потім нелінійна обробка негативних оцінок, призводить до більшого загального ослаблення шуму. Цей аргумент пояснює, чому віднімання більшого за середнє значення шуму іноді може дати кращі результати. Нелінійні варіанти спектрального віднімання можна описати наступним рівнянням:

$$|\hat{X}(f)| = |Y(f)| - \alpha(\text{SNR}(f)) |\overline{N(f)}|_{NL} \quad (2.24)$$

де $\alpha(\text{SNR}(f))$ є коефіцієнтом віднімання, залежним від співвідношення сигнал/шум, і $|\overline{N(f)}|_{NL}$ — нелінійна оцінка спектру шуму. Спектральна оцінка додатково обробляється, щоб уникнути негативних оцінок, як

$$|\hat{X}(f)| = \begin{cases} |\hat{X}(f)| & \text{if } |\hat{X}(f)| > |\beta Y(f)| \\ |\beta Y(f)| & \text{otherwise} \end{cases} \quad (2.25)$$

Одна з форм коефіцієнта віднімання, що залежить від співвідношення сигнал/шум, для рівняння (2.24) має вигляд

$$\alpha(SNR(f)) = 1 + \frac{sd(|N(f)|)}{|N(f)|} \quad (2.26)$$

де $sd(|N(f)|)$ — стандартне відхилення шуму на частоті f . Для білого шуму, $sd(|N(f)|) = \sigma_n$, де σ_n^2 — дисперсія шуму.

Підстановка рівняння (2.26) у рівняння (2.24) дає

$$|\hat{X}(f)| = |Y(f)| - \left[1 + \frac{sd(|N(f)|)}{|N(f)|} \right] \overline{|N(f)|} \quad (2.27)$$

У рівнянні (2.27) коефіцієнт віднімання залежить від середнього значення та дисперсії шуму. Величина, що перевищує норму, є стандартним відхиленням шуму. Ця евристична формула є зручною, оскільки в одному з крайніх випадків для детермінованого шуму з нульовою дисперсією, такого як синусоїда, $\alpha(SNR(f))=1$, а на іншому полюсі для білого шуму $\alpha(SNR(f))=2$. При застосуванні спектрального віднімання до розпізнавання мовлення було виявлено, що найкращий коефіцієнт віднімання зазвичай знаходиться між 1 і 2.

У нелінійному методі спектрального віднімання Локвуда та Бауді фільтр спектрального віднімання отримується наступним чином:

$$H(f) = \frac{\overline{|Y(f)|^2} - \overline{|N(f)|_{NL}^2}}{\overline{|Y(f)|^2}} \quad (2.28)$$

Локвуд і Бауді запропонували наступну функцію як нелінійну оцінку спектру шуму:

$$\overline{|N(f)|^2}_{NL} = \Phi \left(\max_{\text{over } M \text{ frames}} (|N(f)|^2), SNR(f), \overline{|N(f)|^2} \right) \quad (2.29)$$

Оцінка спектру шуму є функцією максимального значення спектру шуму для M кадрів та співвідношення сигнал/шум. Одна з форм для нелінійної функції $\Phi(\cdot)$ задається наступним рівнянням:

$$\Phi \left(\max_{\text{over } M \text{ frames}} (|N(f)|^2), SNR(f) \right) = \frac{\max_{\text{Over } M \text{ frames}} (|N(f)|^2)}{1 + \gamma SNR(f)} \quad (2.30)$$

де γ є параметром відображення. З рівняння (2.30) видно, що зі зменшенням SNR вихід нелінійної оцінки $\Phi(\cdot)$ призводить до $\max(|N(f)|^2)$, і зі збільшенням SNR наближається до нуля. Для надмірного віднімання оцінка шуму має бути отримана за допомогою наступної обмежувальної функції:

$$\overline{|N(f)|^2} \leq \Phi \left(\max_{\text{over } M \text{ frames}} (|N(f)|^2), SNR(f), \overline{|N(f)|^2} \right) \leq 3 \overline{|N(f)|^2} \quad (2.31)$$

Максимальне ослаблення фільтра спектрального віднімання обмежене $H(f) \geq \beta$, де зазвичай нижня межа $\beta \geq 0.01$. На рис. 2.6 показано вплив нелінійного спектрального віднімання та згладжування на відновлення спектру мовного сигналу.

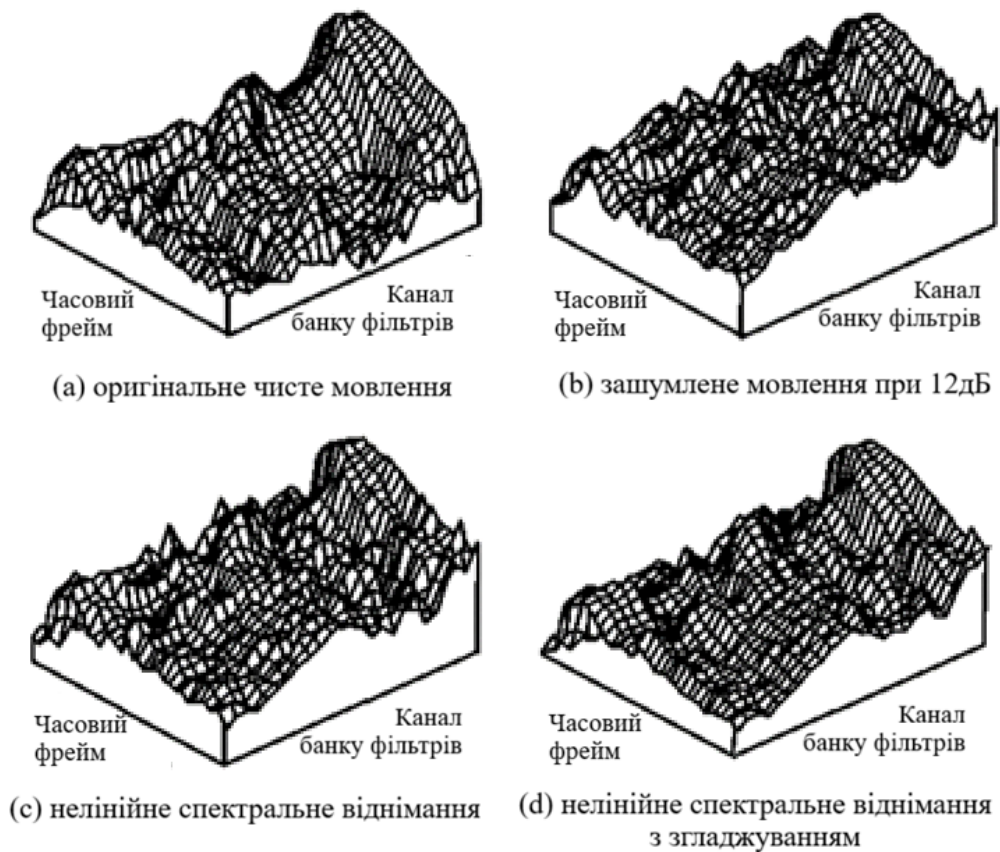


Рис. 2.6. Ілюстрація ефектів нелінійного спектрального віднімання.

2.10 Реалізація спектрального віднімання

На рис. 2.7 зображено блок-схему системи спектрального віднімання. Вона включає такі підсистеми:

(а) детектор тиші для виявлення періодів неактивності сигналу; спектри шуму оновлюються протягом цих періодів;

(b) дискретний перетворювач Фур'є (DFT); за DFT слідує оператор величини;

(c) фільтр низьких частот (LPF) призначений для зменшення дисперсії шуму; метою LPF є зменшення спотворень обробки, спричинених варіаціями шуму;

(d) постпроцесор призначений для видалення спотворень обробки, внесених спектральним відніманням;

(е) обернене дискретне перетворення Фур'є (IDFT) призначене для переведення обробленого сигналу в часову область.

(ф) атенюатор γ для ослаблення шуму під час періодів тиші.

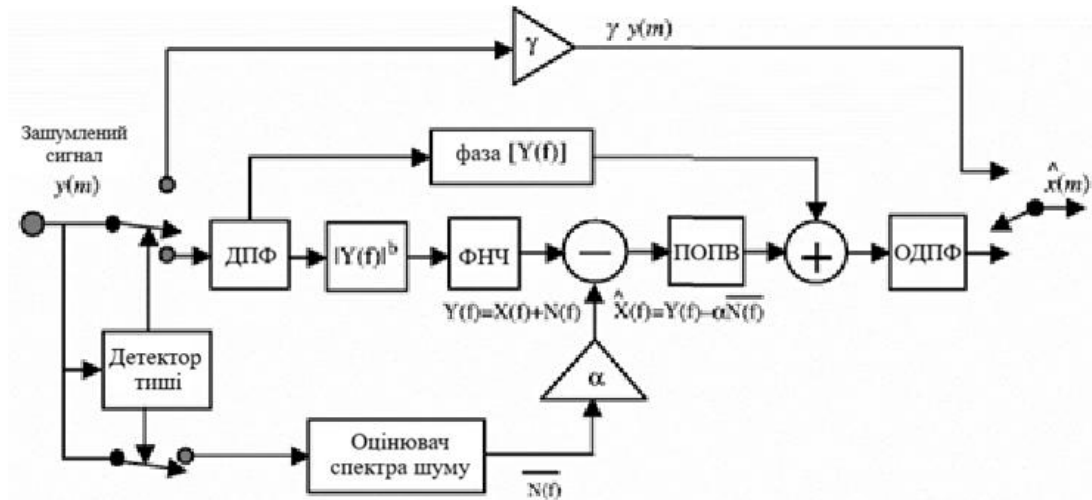


Рис. 2.7. Блок-схема конфігурації системи спектрального віднімання. PSP = обробка після спектрального віднімання.

Спектральне віднімання на основі DFT – це алгоритм блокової обробки. Вхідний аудіосигнал буферизується та розділяється на блоки з N вибірок, що перекриваються, як показано на рис. 2.7. Кожен блок обробляється за допомогою вікон Хенінга (або Хемінга), а потім перетворюється за допомогою DFT у частотну область. Після спектрального віднімання спектр амплітуди поєднується з фазою шумного сигналу та перетворюється назад у часову область. Потім кожен блок сигналу перекривається та додається до попереднього та наступного блоків для формування кінцевого результату.

Вибір довжини блоку для спектрального аналізу є компромісом між вимогами щодо часової роздільної здатності та спектральної роздільної здатності. Зазвичай використовується довжина блоку 5-50 мілісекунд. При частоті дискретизації, наприклад, 20 кГц, це перекладається у значення N у діапазоні 100-1000 вибірок. Частотна роздільна здатність спектру прямо пропорційна кількості вибірок N . Більше значення N дає кращу оцінку спектру. Це особливо стосується нижньої частини частотного спектру,

оскільки низькочастотні компоненти повільно змінюються з часом і потребують більшого вікна для стабільної оцінки. Суперечлива вимога полягає в тому, що через нестационарну природу аудіосигналів довжина вікна має бути такою, щоб короточасні зміни не пропускалися.

Основна функція вікна та операцій перекриття (рис. 2.8) полягає у зменшенні розривів на кінцевих точках кожного вихідного блоку. Хоча існує ряд корисних вікон з різними частотно-часовими характеристиками, у більшості реалізацій спектрального віднімання використовується вікно Ханінга. Для усунення спотворень, внесених спектральним відніманням, алгоритм постпроцесора використовує таку інформацію, як кореляція кожного частотного каналу від одного блоку до наступного, а також тривалість подій сигналу та спотворень.

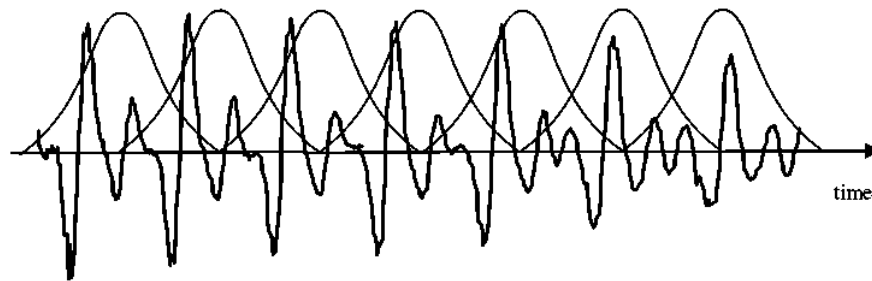


Рис. 2.8. Ілюстрація процесу вікна та перекриття при спектральному відніманні.

Кореляцію спектральних компонентів сигналу вздовж часової осі можна частково контролювати вибором довжини вікна та перекриття. Кореляція спектральних компонентів вздовж часової осі зростає зі зменшенням довжини вікна та збільшенням перекриття. Однак збільшення перекриття також може збільшити кореляцію частот шуму.

2.11 Застосування до відновлення та розпізнавання мовлення

У відновленні мовлення метою є оцінка миттєвого спектру сигналу $X(f)$. Відновлений спектр амплітуд поєднується з фазою зашумленого сигналу для

формування відновленого мовного сигналу. Навпаки, системи розпізнавання мовлення більше направлені на відновлення обвідної короточасного спектру, ніж на відновлення детальної структури спектру. Усереднені значення, такі як обвідна спектру, часто можна оцінити з більшою точністю, ніж миттєві значення. Однак у розпізнаванні мовлення, як і у відновленні сигналу, спотворення обробки через негативні спектральні оцінки може призвести до суттєвого погіршення продуктивності. Ретельне впровадження спектрального віднімання може призвести до значного покращення продуктивності розпізнавання. Рис. 2.9 ілюструє вплив спектрального віднімання на відновлення ділянки мовного сигналу, спотвореної білим шумом.

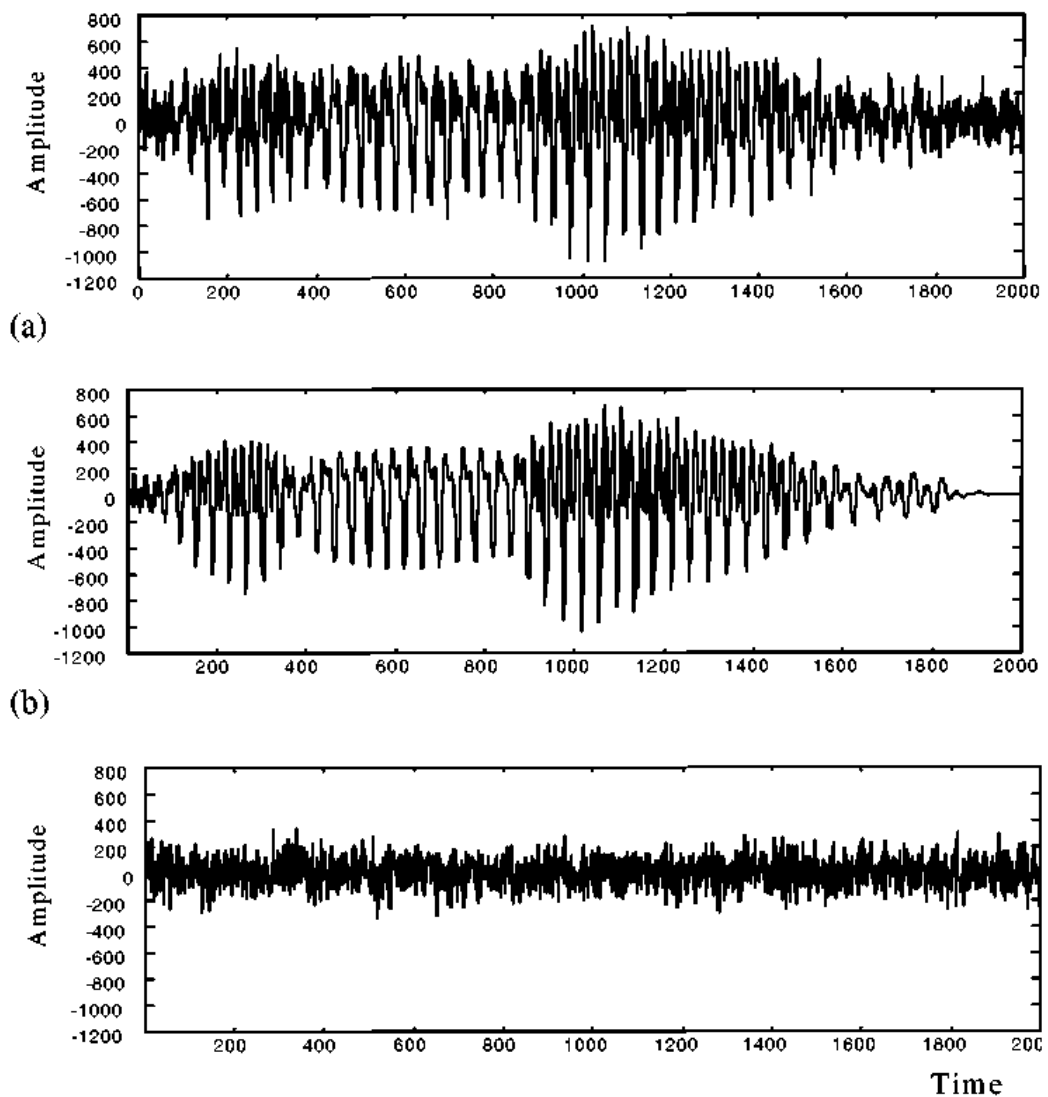


Рис. 2.9. (а) Сигнал із шумом. (б) Відновлений сигнал після спектрального віднімання, (с) Оцінка шуму, отримана шляхом віднімання (б) від (а).

Рис. 2.10 ілюструє покращення, яке можна отримати від застосування спектрального віднімання до розпізнавання зашумленого мовлення. Результати розпізнавання були отримані для розпізнавання вимовлених цифр на основі прихованої марковської моделі.

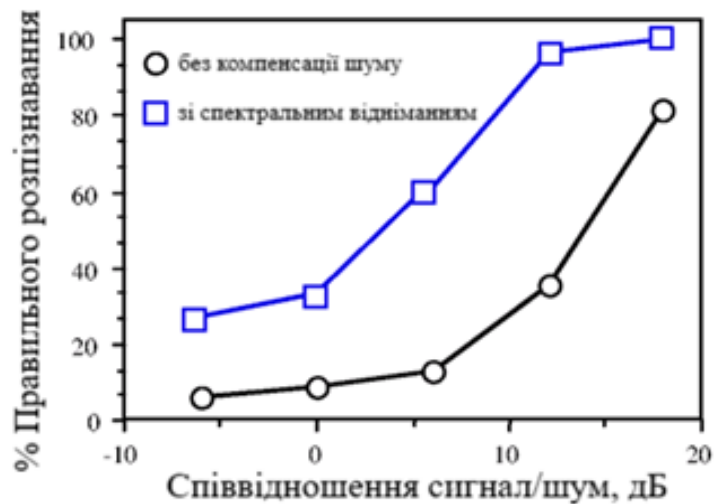


Рис. 2.10 Вплив спектрального віднімання на покращення розпізнавання мовлення (для бази даних розмовних цифр) за наявності шуму.

2.12 Висновки до розділу 2

Розглянуто суть методу спектрального віднімання та його зв'язок з фільтрами Вінера. Головною перевагою методу спектрального віднімання є його відносна простота, оскільки він вимагає лише оцінки спектра потужності шуму. Однак це також можна розглядати як фундаментальне обмеження, оскільки спектральне віднімання не використовує статистику та розподіли сигнального процесу. Основною проблемою спектрального віднімання є наявність спотворень обробки, спричинених випадковими варіаціями шуму.

Було розглянуто спотворення за результатами обробки та показано вплив виправлення оцінок на розподіл спектру сигналу. Також було розглянуто ряд нелінійних варіантів методу спектрального віднімання. У процесі відновлення сигналів та застосування спектрального віднімання до

розпізнавання мовлення було виявлено, що надмірне віднімання, тобто віднімання більшого за середнє значення шуму, може призвести до покращених результатів. Основна проблема методу спектрального віднімання полягає в тому, що він використовує недостатньо апріорної інформації, і з цієї причини він поступається фільтрам Вінера та баєсівським методам статистичного відновлення.

РОЗДІЛ 3

НАУКОВО-ДОСЛІДНА ЧАСТИНА

3.1 Реалізація методу спектрального віднімання в Matlab

За результатами огляду інтернет-джерел проаналізуємо типовий метод спектрального віднімання. Насамперед проводиться завантаження вихідного зашумленого аудіофайлу в Matlab:

```
[signal, Fs] = audioread('noisy_signal.wav');
```

Дальше, якщо використовується стереофайл, то використовуємо для обробки лише один канал:

```
signal = signal(:,1);
```

та проводимо його нормалізацію:

```
signal = signal / max(abs(signal));
```

Далі задаємо параметри обробки:

```
frame_len = 1024;          % довжина кадру  
overlap = 0.5;             % перекриття (50%)  
hop = round(frame_len * (1 - overlap));  
window = hamming(frame_len);
```

На наступному етапі проводимо оцінювання параметрів шуму з припущення, що перші 0,5 с власне містять лише шум:

```

noise_frames = round(0.5 * Fs / hop);
noise_spec = zeros(frame_len/2+1, 1);
for i = 1:noise_frames
    start_idx = (i-1)*hop + 1;
    frame = signal(start_idx : start_idx+frame_len-1) .* window;
    S = fft(frame, frame_len);
    noise_spec = noise_spec + abs(S(1:frame_len/2+1));
end
noise_mag = noise_spec / noise_frames;

```

Дальше проводиться основна обробка вхідного аудіофайлу:

```

n_frames = floor((length(signal)-frame_len)/hop);
output = zeros(length(signal),1);
prev_phase = zeros(frame_len/2+1,1);
for i = 1:n_frames
    start_idx = (i-1)*hop + 1;
    frame = signal(start_idx:start_idx+frame_len-1) .* window;
    S = fft(frame);
    mag = abs(S(1:frame_len/2+1));
    phase = angle(S(1:frame_len/2+1));

```

Дальше виконується спектральне віднімання:

```

clean_mag = mag - noise_mag;
clean_mag(clean_mag < 0) = 0; % усунення негативних значень

```

Дальше проводиться відновлення спектра:

```
clean_spec = clean_mag .* exp(1j * phase);
full_spec = [clean_spec; conj(clean_spec(end-1:-1:2))];
```

Після цього виконується зворотнє перетворення Фур'є:

```
clean_frame = real(ifft(full_spec));
output(start_idx:start_idx+frame_len-1) = ...
    output(start_idx:start_idx+frame_len-1) + clean_frame .* window;
end
```

На останньому етапі проводиться нормалізація та збереження результату та його візуалізація:

```
output = output / max(abs(output));
audiowrite('clean_signal.wav', output, Fs);
t = (0:length(signal)-1)/Fs;
figure;
subplot(3,1,1); plot(t, signal); title('Вхідний сигнал (із шумом)');
subplot(3,1,2); plot(t, output); title('Очищений сигнал');
subplot(3,1,3); spectrogram(output, window, round(frame_len*0.75),
frame_len, Fs, 'yaxis');
title('Спектр очищеного сигналу');
```

Описаний текст програми виконує наступні операції:

- 1) Оцінка шуму — за перші 0.5 секунди сигналу вважаємо, що звучить лише шум;
- 2) FFT — розкладаємо кожен кадр на частоти;
- 3) Віднімання спектра шуму — зменшуємо амплітуду шумових компонент;
- 4) IFFT — зворотнє перетворення для отримання очищеного сигналу;

5) збирання кадрів у вихідний сигнал та його збереження.

Власне для підвищення ефективності методу спектрального віднімання пропонується забезпечити можливість адаптивного оцінювання параметрів шуму. Пропонований нижче алгоритм автоматично відстежує моменти, коли мови немає, і оновлює спектр шуму в режимі реального часу. Текст програми наведено в Додатку А.

3.2 Алгоритм методу адаптивного спектрального віднімання

Проведемо покроковий опис алгоритму спектрального віднімання з адаптивною оцінкою шуму.

Пропонований алгоритм складається з кількох основних етапів:

- підготовка сигналу,
- перетворення у частотну область,
- оцінка шуму,
- віднімання шуму,
- зворотне перетворення.

Розглянемо кожен етап докладно.

1. Зчитування та підготовка сигналу.

Аудіосигнал читається з вихідного файлу .wav.

Якщо сигнал стерео — вибирається один канал.

Сигнал нормалізується, щоб уникнути перевищення діапазону при обробці.

Визначаються параметри:

- довжина кадру (наприклад, 1024),
- відсоток перекриття між кадрами,
- Hamming-вікно для згладжування країв кадру. Це потрібно для коректної роботи короткочасного Фур'є-перетворення (STFT).

2. Розбиття на кадри і перехід у частотну область.

Сигнал розбивається на перекриті кадри (frame-based processing).

Для кожного кадру він множиться на вікно та обчислюється швидке перетворення Фур'є (FFT). Далі зберігається спектр у вигляді: модуль $|S(f)|$ та фаз $\angle S(f)$.

3. Адаптивна оцінка шуму.

На відміну від класичного методу, де спектр шуму береться з початку запису, тут використовується адаптивна стратегія. Ідея полягає в наступному.

Якщо в певному кадрі немає мовлення, то в ньому є тільки шум $\rightarrow$ значить модуль спектра цього кадру можна використати для оновлення оцінки шуму.

Ділянка "мовчання" визначається наступним чином.

Обчислюється енергія кадру у частотній області:

$$E_{frame} = \sum |S(f)|^2$$

Обчислюється поточний "рівень шуму":

$$E_{noise} = \sum |N(f)|^2 \cdot k$$

де $k \approx 1.5$ — коефіцієнт для встановлення порога.

Якщо

$$E_{frame} < E_{noise}$$

вважаємо, що мовлення немає, і кадр містить тільки шум.

Оновлення спектра шуму:

Шум оновлюється експоненціальним згладжуванням:

$$N(f) = \alpha \cdot N(f) + (1 - \alpha) \cdot |S(f)|$$

де: $\alpha \approx 0.98$ — швидкість "забування" старого шуму.

Це дозволяє адаптивно підлаштовуватися під змінний шум.

4. Спектральне віднімання.

Після отримання оцінки шуму виконується ключова операція:

$$|S_{clean}(f)| = |S(f)| - N(f)$$

Якщо результат вийшов негативним $\rightarrow$ значення замінюється на незначну константу, щоб уникнути артефактів.

Як результат, залишаються очищені модулі та оригінальні фази.

5. Відновлення очищеного сигналу.

Очищені модуль і фаза об'єднуються в комплексний спектр.

Виконується зворотне перетворення Фур'є (IFFT).

Застосовується техніка overlap-add — кадри накладаються та додаються один до одного.

Вихідний сигнал нормалізується.

6. Виведення результату.

Отримується файл:

clean_signal_adaptive.wav

У ньому шум приглушений, а мовлення збережене максимально чітко. Особливо добре працює зі стабільним або повільно змінним шумом.

3.3 Структура пропонованого методу

Власне метод базується на адаптації до ділянок сигналу, на яких відсутній корисний сигнал. Пропонований метод Spectral Subtraction + VAD — це комбінація двох методів для покращення якості аудіо і зменшення шуму. Розглянемо їх детальніше.

1. Spectral Subtraction метод.

Суть цього методу наступна. Припускається, що аудіосигнал містить корисний сигнал (голос, музика) + шум. У частотній області (через FFT) шум

і сигнал можна приблизно розділити. Якщо відомий спектр шуму, його можна відняти від спектру сигналу, щоб отримати чистіший сигнал.

Кроки алгоритму цього методу наступні:

- 1) Розбивка сигналу на кадри (frame) з перекриттям (overlap);
- 2) Обчислення FFT кожного кадру → визначення спектру.
- 3) Оцінювання спектру шуму (наприклад, з початкових "тихих" кадрів).
- 4) Віднімання спектра шуму від спектра кадру:

$$|Y_{clean}(f)| = |Y_{noisy}(f)| - \alpha |N(f)|$$

де α — коефіцієнт підсилення/зменшення шуму.

- 5) Відновлення сигналу через IFFT.

Основні проблеми простого Spectral Subtraction:

- можуть з'являтися «артефакти» — шипіння чи дзижчання;
- якщо віднімати шум, коли голос відсутній, сигнал може стати «надто чистим» і штучним.

2. VAD (Voice Activity Detection) метод.

Основна ідея полягає в наступному. Не весь час у аудіо присутній корисний сигнал. Алгоритм VAD визначає кадри з голосом і без голосу.

Використання з Spectral Subtraction. Оновлення оцінки шуму відбувається тільки в паузах, коли корисного сигналу немає. Це запобігає випадковому видаленню частот корисного сигналу, що покращує якість.

3. Комбінація методів Spectral Subtraction + VAD.

Алгоритм включає наступні кроки:

- 1) Виконується розбивання аудіо на кадри.
- 2) Для кожного кадру VAD визначає, чи є корисний сигнал. Якщо сигналу немає — виконується оновлення оцінки шуму. Якщо сигнал є — віднімається спектр шуму, щоб отримати чистіший сигнал.

- 3) Використовується процедура IFFT для повернення сигналу у часову область.

Переваги такого підходу наступні. Менше артефактів, ніж при застосуванні простого Spectral Subtraction. Шум оновлюється тільки у тих місцях, де немає корисного сигналу. Це покращує сприйняття якості аудіо.

Блок-схема такого алгоритму наведена на рис. 3.1.



Рис. 3.1. Блок-схема алгоритму Spectral Subtraction + VAD

Провівши аналіз інтернет-джерел та типових кодів Matlab було розроблено текст програми для VAD і поєднано його із описаним вище кодом для адаптивного методу Spectral Subtraction. Повний текст наведено в Додатку Б.

Для адаптивного виявлення ділянок із присутнім лише шумом використано фільтр Вінера. Також для усунення описаних в другому розділі типових для методу Spectral Subtraction артефактів «музичного шуму» також було запропоновано використати фільтр Вінера. Текст відповідної програми наведено в Додатку В.

На наступному етапі було об'єднано ці методи в єдиний код, текст якого для використання в Matlab. Також, з використанням сервісу ChatGPT після декількох ітерацій та коректувань коду створено інтерфейс для адаптивної

фільтрації аудіосигналів пропонованими методами. Повний текст програми наведено в додатку Г.

На рис. 3.2 наведено вигляд графічного інтерфейсу при реалізації пропонованого методу.

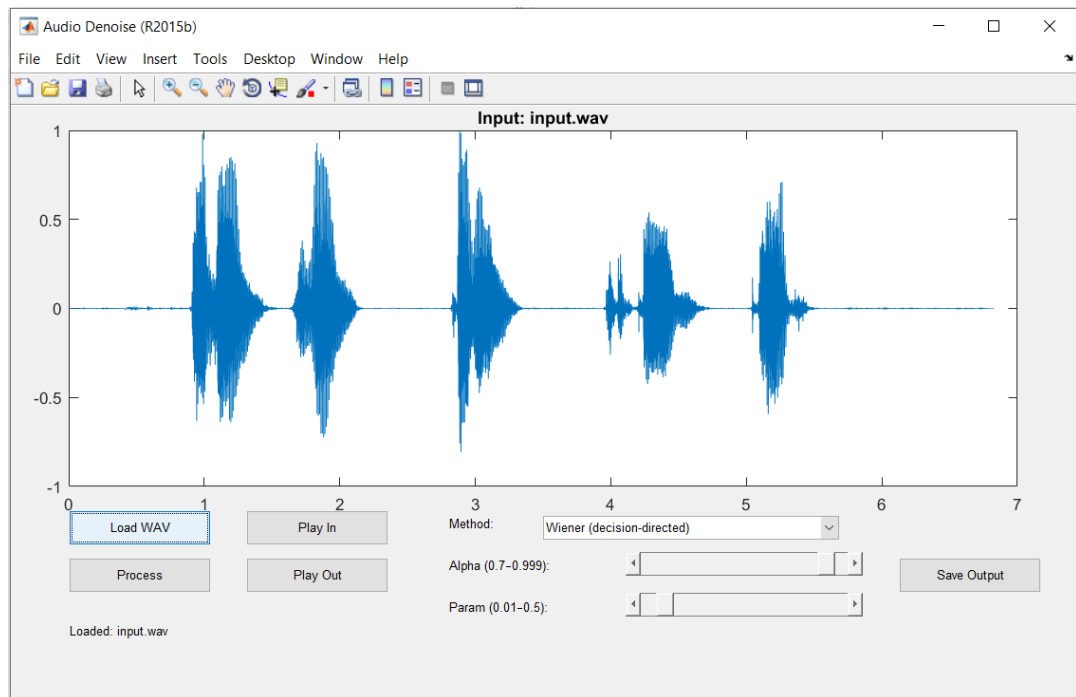


Рис. 3.2. Вигляд графічного інтерфейсу при реалізації пропонованого методу

Дільш детально на рис. 3.3 описано функціонал цього інтерфейсу.

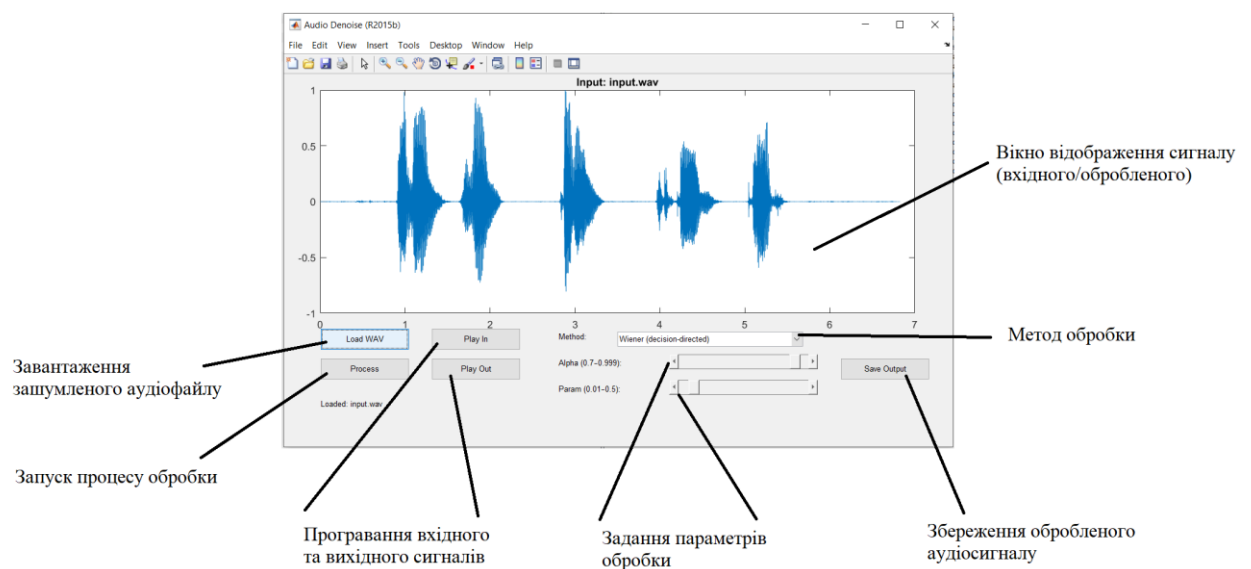


Рис. 3.3. Функціонал пропонованого інтерфейсу адаптивної обробки

Також на рис. 3.4 показано можливі методи обробки.

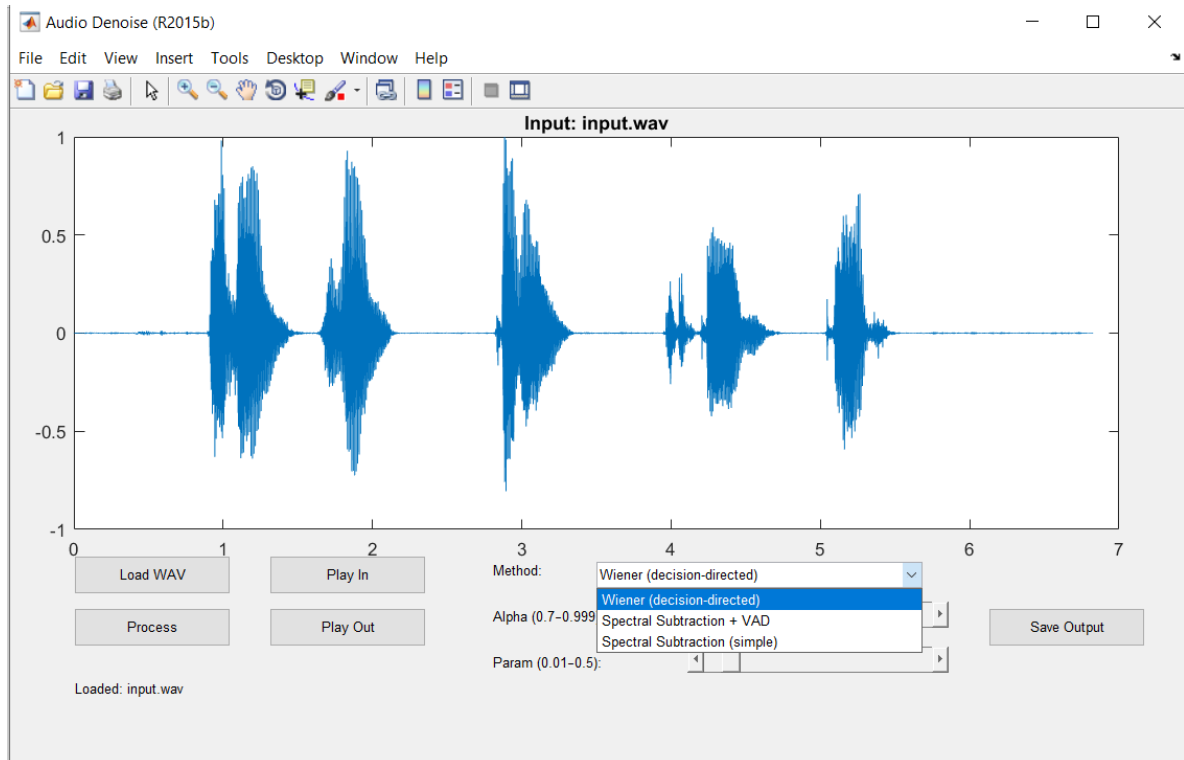


Рис. 3.4. Можливі методи обробки

На наступному етапі проведено експериментальну верифікацію пропонованого методу спектрального віднімання із адаптивним визначенням ділянок шуму.

3.4 Експериментальна верифікація пропонованого методу

Для верифікації методу було проведено запис тестового аудіосигналу при послідовному вимовлянні в мікрофон цифр 1, 2, 3 та 4. Дальше було проведено додавання шуму до цього сигналу.

В Додатку Д наведено текст програми, яка реалізовує зручний графічний інтерфейс для додавання шуму із змінними параметрами до початкового аудіосигналу. Вигляд цього інтерфейсу наведено на рис. 3.5.

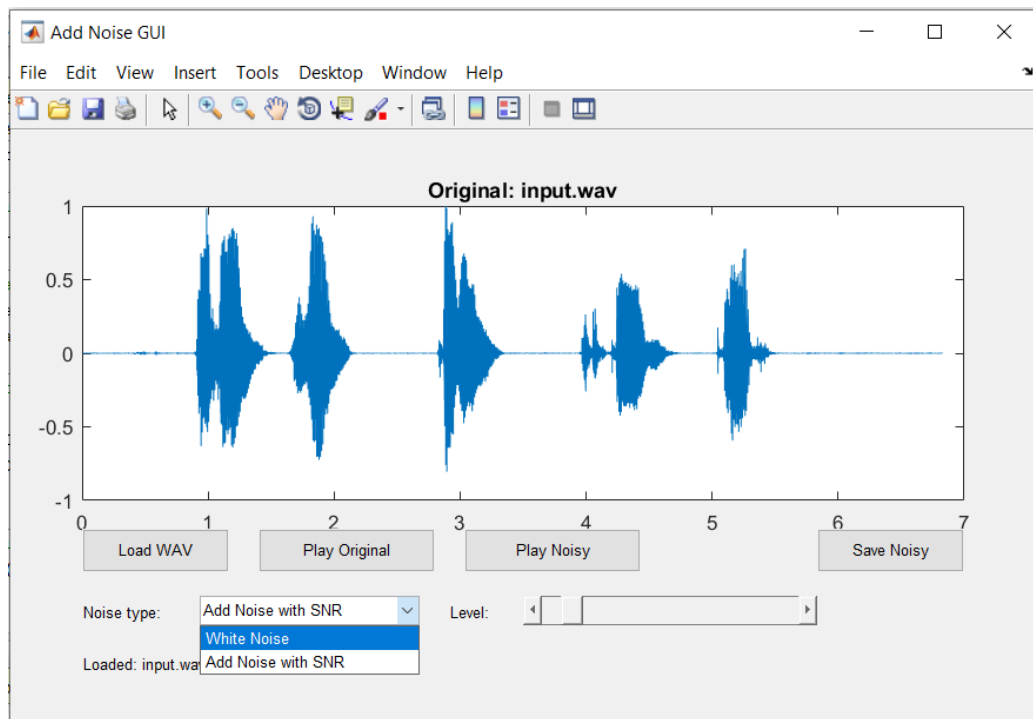


Рис. 3.5. Інтерфейс програми додавання шуму до корисного аудіосигналу

На рис. 3.6 наведено два результати додавання шуму із різними співвідношеннями сигнал/шум.

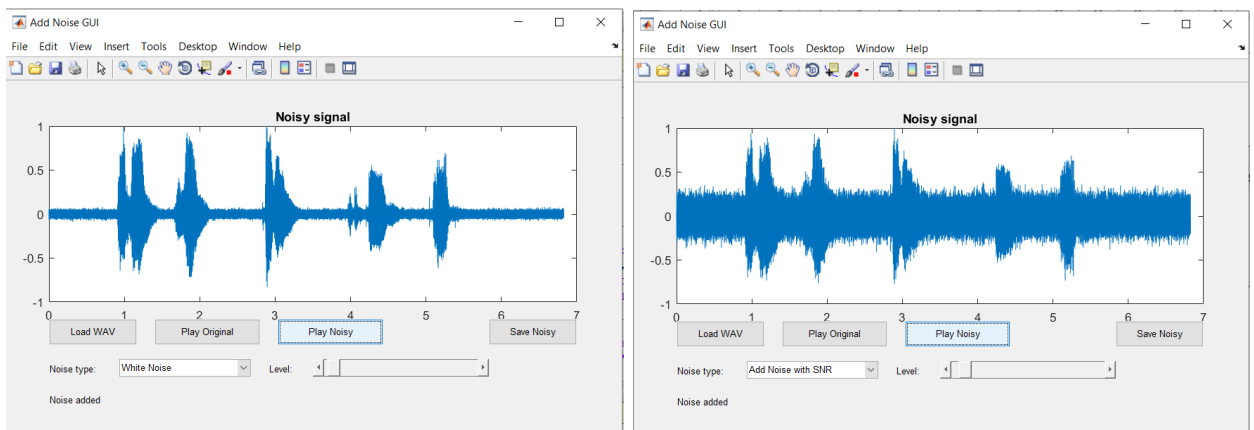


Рис. 3.6. Два результати додавання шуму із різними співвідношеннями сигнал/шум

Отримані сигнали було завантажено в інтерфейс із пропонуваним адаптивним методом обробки. Дальше проведено обробку простим методом спектрального віднімання. На рис. 3.7 наведено результати такої обробки при різних значеннях коефіцієнта α та тривалості ділянки для виділення шуму.

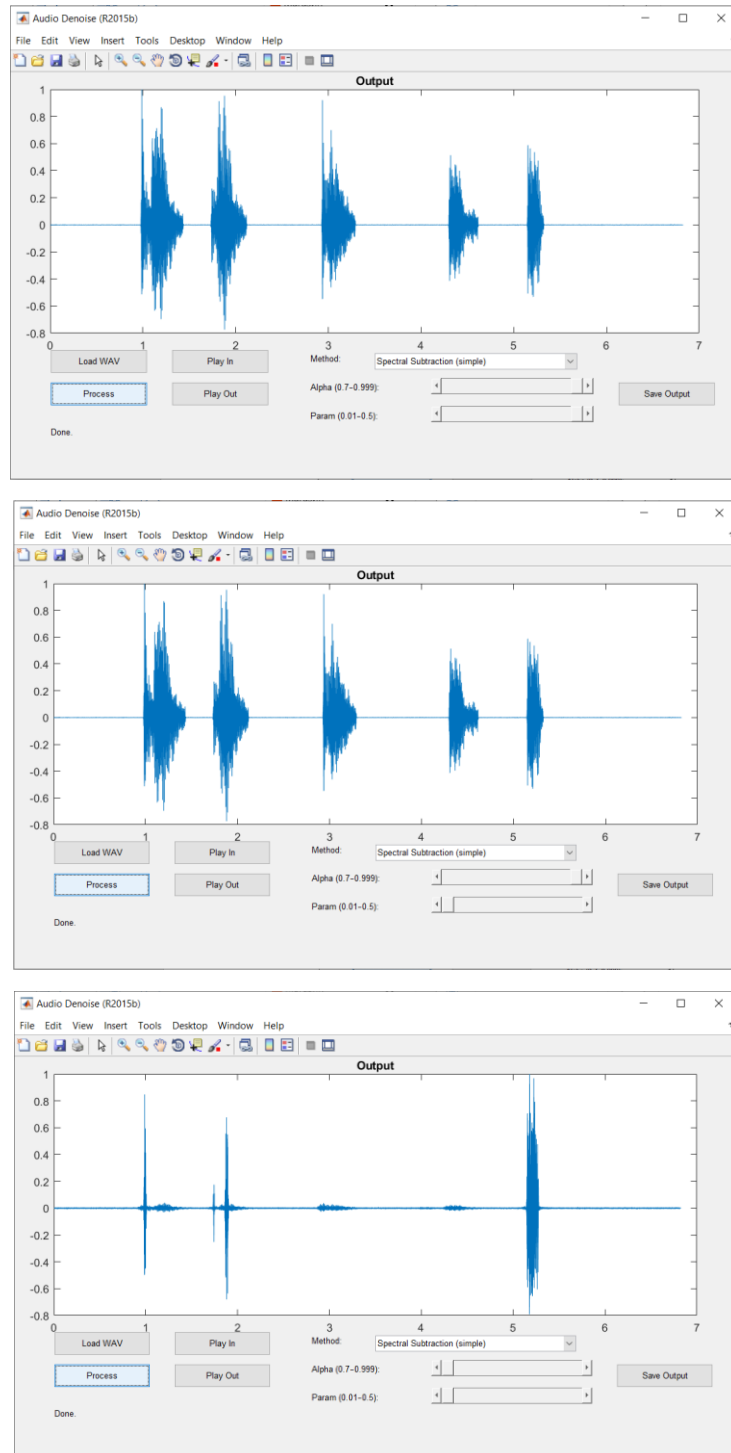


Рис. 3.7. Результати обробки зашумленого сигналу при різних значеннях коефіцієнта α та тривалості ділянки для виділення шуму

Як видно з рис. 3.7, метод практично не чутливий до змін тривалості ділянки для виділення шуму, однак дуже чутливий до змін коефіцієнта α . При цьому, при більшому подавленні шуму спостерігається значне погіршення

якості сигналу, значне подавлення сигналу в області високих частот та втрачання окремих шумових складових фонем. Також з'являється «музичний шум», що був описаний в попередніх розділах, і додаткове дзижчання.

На рис. 3.8 наведено результати такої ж обробки зашумленого аудіосигналу, але при використанні пропонованого адаптивного методу.

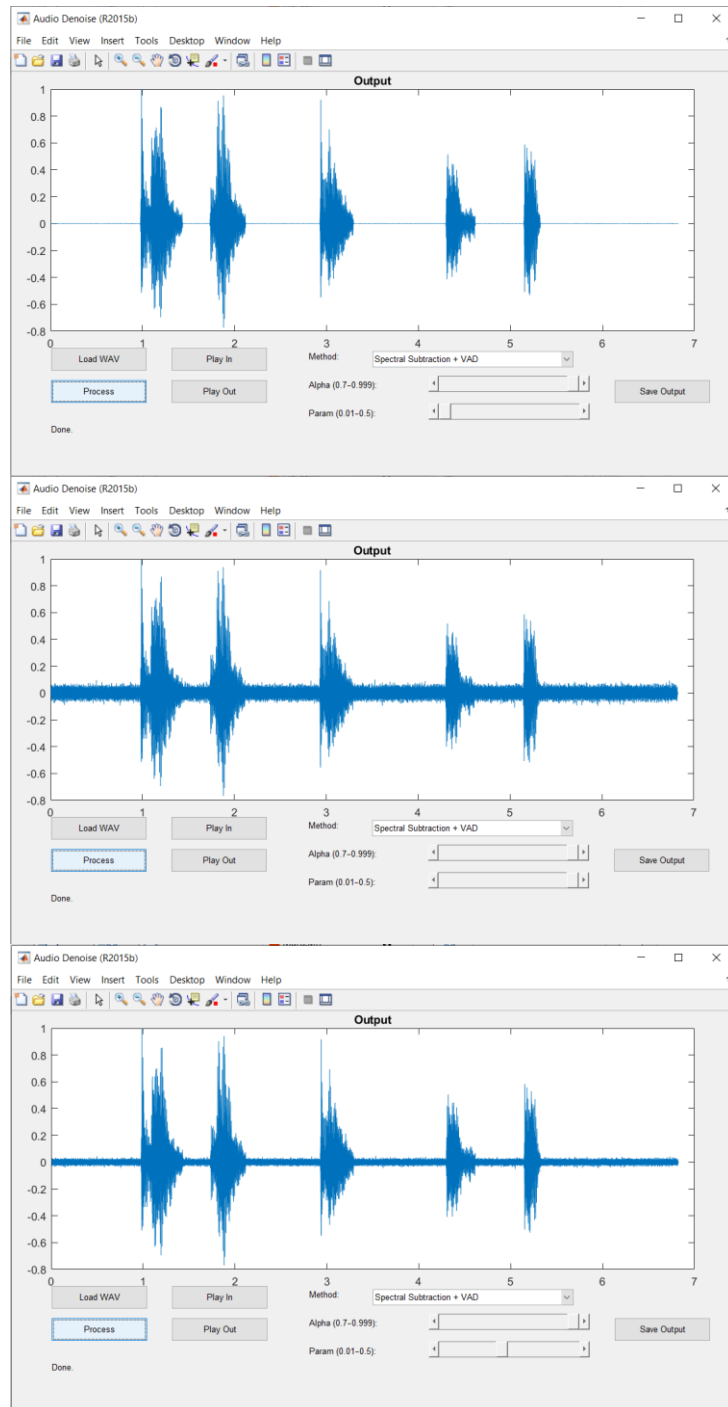


Рис. 3.8 Результати обробки зашумленого аудіосигналу при використанні пропонованого адаптивного методу

Як можна побачити з рис. 3.8, пропонований метод є чутливим до змін обох параметрів. Також практично відсутній «музичний шум» та дзижчання (на відміну від методу простого спектрального віднімання). Це встановлено при прослуховуванні результуючих сигналів. Однак, також виявлено втрачання окремих шумових складових фоном при максимальному шумоподавленні. Але, при збереженні певного рівня шуму ці втрати практично не відчутні при прослуховуванні аудіозаписів.

Таким чином, пропонований метод адаптивної фільтрації на основі спектрального віднімання є більш ефективним в порівнянні із класичним методом.

3.5 Висновки до розділу 3

Проаналізовано роботу типового методу спектрального віднімання в середовищі Matlab.

Власне для підвищення ефективності методу спектрального віднімання пропонується забезпечити можливість адаптивного оцінювання параметрів шуму. Пропонований алгоритм автоматично відстежує моменти, коли корисний сигнал відсутній, і оновлює параметри спектра шуму в режимі реального часу. Власне метод базується на адаптації до ділянок сигналу, на яких відсутній корисний сигнал. Пропонований метод Spectral Subtraction + VAD являє собою комбінацію двох методів для покращення якості аудіо і зменшення рівня шуму.

Було створено графічний інтерфейс програми для адаптивної фільтрації аудіосигналів пропонованим методом.

Проведено експериментальну верифікацію пропонованого методу спектрального віднімання із адаптивним визначенням ділянок шуму. Для цього було проведено запис тестового аудіосигналу та додавання до нього шуму.

Було проведено обробку отриманого сигналу методом простого спектрального віднімання та пропонованим адаптивним методом. Встановлено, що перший метод практично не чутливий до змін тривалості ділянки для виділення шуму, однак дуже чутливий до змін коефіцієнта α . При цьому, при більшому подавленні шуму спостерігається значне погіршення якості сигналу, значне подавлення сигналу в області високих частот та втрачання окремих шумових складових фонем. Також з'являється «музичний шум» і додаткове дзижчання.

Пропонований метод адаптивної обробки є чутливим до змін обох параметрів. Також практично відсутній «музичний шум» та дзижчання (на відміну від методу простого спектрального віднімання). Це встановлено при прослуховуванні результуючих сигналів. Однак, також виявлено втрачання окремих шумових складових фонем при максимальному шумоподавленні. Але, при збереженні певного рівня шуму ці втрати практично не відчутні при прослуховуванні аудіозаписів.

Таким чином, пропонований метод адаптивної фільтрації на основі спектрального віднімання є більш ефективним в порівнянні із класичним методом.

РОЗДІЛ 4

ОХОРОНА ПРАЦІ ТА БЕЗПЕКА В НАДЗВИЧАЙНИХ СИТУАЦІЯХ

4.1 Охорона праці

Основні вимоги до побудови і функціонування системи управління охороною праці (СУОП). Забезпечення функціонування та побудова СУОП в організації. Положення про СУОП, структура та зміст його розділів.

В Україні функціонує багаторівнева СУОП, функціональними ланками якої є відповідні структури державної законодавчої і виконавчої влади різних рівнів, управлінські структури підприємств і організацій, трудових колективів.

Залежно від спрямування вирішуваних завдань всі ланки СУОП можна розділити на дві групи:

- ланки, що забезпечують вирішення законодавчо-нормативних, науково-технічних, соціально-економічних та інших загальних питань охорони праці;
- ланки, до функціональних обов'язків яких входить забезпечення безпеки праці в умовах конкретних організацій, підприємств.

До першої групи належать органи державної законодавчої ініціативи та органи державного управління охороною праці:

- Верховна Рада України;
- Кабінет Міністрів України;
- Державна служба гірничого нагляду та промислової безпеки України (Держгірпромнагляд України);
- міністерства та інші центральні органи державної виконавчої влади;
- Фонд соціального страхування від нещасних випадків і профзахворювань;
- місцева державна адміністрація, органи місцевого самоврядування.

Верховна Рада України зі своєї ініціативи у взаємодії з відповідними структурами державної виконавчої влади визначає державну політику в сфері охорони праці, вирішує питання щодо удосконалення і розвитку законодавчої бази охорони праці, соціальні питання, пов'язані зі станом умов і охорони праці.

Кабінет Міністрів України забезпечує реалізацію державної політики в сфері охорони праці, виходячи із стану охорони праці в державі, організує розробку загальнодержавних програм відповідно до поліпшення цього стану, затверджує ці програми і контролює їх виконання, визначає функції органів виконавчої влади щодо вирішення питань охорони праці і нагляду за охороною праці.

Для вирішення цих питань при Кабінеті Міністрів України функціонує Національна рада з питань безпечної життєдіяльності населення, яку очолює віце-прем'єр-міністр України.

Держгірпромнагляд України здійснює комплексне управління охороною праці на державному рівні, реалізує державну політику в цій сфері, розробляє за участі відповідних органів державної програми в сфері охорони праці, координує роботу державних органів і об'єднань підприємств із питань безпеки праці, розробляє і переглядає разом з компетентними органами систему показників і обліку умов і безпеки праці, здійснює міжнародне співробітництво з питань охорони праці і нагляд за охороною праці в державі тощо.

Рішення Держгірпромнагляду України, що відносяться до її компетенції, обов'язкові для виконання всіма міністерствами, іншими центральними органами державної виконавчої влади, місцевими державними адміністраціями, місцевими радами народних депутатів і підприємствами.

Фонд соціального страхування від нещасних випадків здійснює профілактику нещасних випадків і профзахворювань, а також координацію всієї страхової діяльності, пов'язаної з охороною праці.

Міністерство праці і соціальної політики України здійснює також державну експертизу умов праці, визначає порядок і здійснює контроль за якістю проведення атестації робочих місць згідно з їх відповідністю нормативним актам про охорону праці, бере участь у розробці нормативних документів про охорону праці.

Інші міністерства і центральні органи державної виконавчої влади як ланки системи управління охороною праці визначають науково-технічну політику галузі з питань охорони праці, розробляють і реалізують комплексні заходи щодо поліпшення безпеки праці, здійснюють методичне керівництво діяльністю підприємств галузі з охорони праці, співробітничать з галузевими профспілками щодо вирішення питань безпеки праці, організовують у встановленому порядку навчання і перевірку знань правил і норм охорони праці керівниками і фахівцями галузі, створюють, у разі необхідності, професійні воєнізовані аварійно-рятувальні формування, здійснюють внутрішній контроль за станом охорони праці.

Для забезпечення виконання перелічених функцій в апаратах міністерств і інших центральних органів державної виконавчої влади створюються служби охорони праці.

Місцеві державні адміністрації й органи місцевого самоврядування в межах підвідомчої їм території забезпечують реалізацію державної політики в сфері охорони праці, формують за участі профспілок місцеві програми заходів щодо поліпшення безпеки, гігієни праці і виробничого середовища, здійснюють контроль за дотриманням нормативних актів про охорону праці. Для забезпечення виконання названих функцій при місцевих органах державної виконавчої влади створюються відповідні структурні підрозділи.

Управлінські структури підприємств забезпечують в умовах конкретних виробництв реалізацію вимог законодавчих і нормативних актів про охорону праці з метою створення безпечних і нешкідливих умов праці, попередження виробничого травматизму і професійних захворювань, вирішують весь комплекс питань з охорони праці, пов'язаних з даним виробництвом. У своїй

діяльності стосовно охорони праці управлінські структури підприємств взаємодіють з комісією з питань охорони праці підприємства (за наявності такої), з профспілками підприємства та уповноваженими трудових колективів.

СУОП в умовах конкретної організації, на конкретному об'єкті завжди є багаторівневою системою управління, у якій верхнім рівнем є державне управління, а нижнім - управління охороною праці на конкретному об'єкті. Як проміжні рівні управління можуть виступати відомче, регіональне управління, а також управління в об'єднанні, тресті тощо.

Слід зазначити, що вихідні параметри СУОП визначаються, виходячи з вимог норм, правил, проектної документації, аналізу фактичного стану виробничої ситуації і ряду факторів виробничого середовища, тому СУОП варто віднести до категорії звичайних, багатоконтурних систем, які піддаються програмуванню. Багатоконтурність систем управління в даному випадку пояснюється складністю об'єкта управління, його великою інерційністю, складністю і інерційністю реалізації управлінських впливів.

Позитивна дія впровадження систем управління охороною праці (СУОП) на рівні організації як на зниження небезпек і ризиків, так і на продуктивність, нині визнана урядами, роботодавцями і працівниками.

4.2 Безпека в надзвичайних ситуаціях

Надзвичайні екологічні ситуації та екологічний ризик

Особливу роль у житті людини відіграють надзвичайні ситуації, що виникають під час стихійних лих або техногенних катастроф. Разом із соціальними та економічними збитками надзвичайні ситуації завдають також екологічної шкоди, що відображається в руйнуванні й деградації природних систем, забрудненні повітря, водойм і ґрунтів. У результаті виникають надзвичайні екологічні ситуації. Надзвичайні екологічні ситуації — ті ситуації, що виникають унаслідок раптових природних лих або техногенних аварій і супроводжуються великими збитками. Характерними особливостями

цих ситуацій є велика гострота прояву, значні відхилення показників навколишнього середовища від норми (перевищення граничнодопустимих концентрацій (ГДК) забруднювальних речовин у сотні, тисячі й навіть десятки тисяч разів); ураганні швидкості вітру; затоплення селітебних територій (населених пунктів); виникнення катастрофічних селевих потоків та ін.

Звичайно, такі відхилення тривають недовго — години, дні, десятки днів, іноді більше. Потім ступінь гостроти екологічного стану зменшується, хоча може залишатися досить високим. Отже, поняття надзвичайна екологічна ситуація та катастрофічна екологічна ситуація розрізняються тим, що перша триває порівняно недовго, але настає раптово та характеризується виключно високими відхиленнями стану навколишнього середовища від норми, а друга — досить тривала (як правило, роки), але має меншу гостроту прояву.

Надзвичайна ситуація за певних обставин може перетворитися на катастрофічну. Наприклад, ситуація у Чорнобильській зоні. Протягом майже місяця радіаційна обстановка в Чорнобилі була надзвичайною. Після спорудження саркофага викиди радіоактивних елементів різко зменшилися, але забруднення до того часу охопило великі території. Таке високе радіаційне забруднення продовжується вже понад два десятиріччя. За оцінкою спеціалістів, екологічна ситуація в Чорнобильській зоні є катастрофічною.

Таким чином, надзвичайні екологічні ситуації відображаються у порушенні нормального функціонування природних і природно-антропогенних систем, пов'язаних із раптовими природними або техногенними впливами (стихійні лиха, катастрофи, аварії), що супроводжуються соціальними, економічними та екологічними збитками і потребують для ліквідації особливих управлінських рішень (рис. 1.2). Збитки виявляються у загибелі та пораненні людей, погіршенні їх здоров'я, руйнуванні матеріальних об'єктів, структури природних і природно-антропогенних систем, втраті їх природно-ресурсного і екологічного потенціалу. Довготривала надзвичайна ситуація зумовлює формування зони екологічної катастрофи або екологічного лиха.

Надзвичайні екологічні ситуації виникають унаслідок дії трьох основних груп факторів:

- свідомого руйнування природного середовища, походження техніки, погіршення становища економічних об'єктів під час війн і диверсійних актів;
- руйнівних катастроф, які виникають у зв'язку з некомпетентними та помилковими технічними рішеннями (наприклад, Чорнобильська аварія);
- природних стихійних явищ. Той факт, що різко збільшилися їх частота та інтенсивність в останні десятиріччя, спеціалісти пов'язують з антропогенною стимуляцією, що спричинює посилення відхилень природних процесів від нормального рівня коливань.

Економічні збитки, завдані у зв'язку з несприятливими і небезпечними природними процесами та явищами, значно збільшилися. За деякими оцінками, вони зростають швидше, ніж показники світового валового продукту, тобто може бути досягнута межа просторового і технологічного розвитку виробництва за його здатністю компенсувати збитки, які збільшуються, від несприятливих і небезпечних явищ. Первинні процеси, що виникають у природному середовищі внаслідок цих факторів, посилюватимуться або послаблюватимуться залежно від природної обстановки (стійкість ландшафтів, погодні умови, фаза коливань екосистеми тощо) і соціально-економічних умов (психологічна готовність і неготовність населення до ліквідації наслідків надзвичайної ситуації, технічна оснащеність спеціальних служб, економічні можливості та ін.). Таким чином, надзвичайні екологічні ситуації в більшості випадків мають комплексну природу.

Заходи щодо запобігання надзвичайним екологічним ситуаціям або подолання їх наслідків можна згрупувати у три класи:

- організаційні, серед яких розрізняють планувальні та оперативні;
- інженерно-технічні;
- технологічні.

Отже, заходи, спрямовані на запобігання надзвичайним екологічним ситуаціям та подолання, їх можна поділити на два типи: заходи, спрямовані на

зниження піддатливості об'єктів небезпечним впливам, і заходи, спрямовані на зниження чутливості об'єктів до небезпечних впливів. У першому випадку здійснюють заходи з метою зовнішнього захисту об'єктів, виключення тих чи інших територій з використання у виробничих цілях тощо. Зниження чутливості об'єктів до небезпечних впливів досягається, насамперед, за рахунок досконаліших технологій, шляхом регулювання технологічних режимів у зв'язку з природними циклами, створення системи дублювання об'єктів, інформаційних систем і систем швидкого реагування.

Основні функції щодо запобігання надзвичайним екологічним ситуаціям та подолання їх на державному рівні виконують міністерства з надзвичайних ситуацій.

Ризик — це об'єктивне поняття, він пов'язаний практично з будь-якою діяльністю людини. Уміння усвідомлювати ступінь ризику дає змогу людині оцінити власні можливості й вибрати напрями поведінки при цьому. Під сутністю терміна ризик розуміють імовірність, по-перше, будь-якої небезпечної події; по-друге, негативних наслідків від неї та обсягу очікуваних збитків. Одні ризики конкретні, інші — не мають такого визначення. Існують професійні ризики (наприклад, небезпека професійних захворювань) і такі, яких зазнає все населення (екологічний, економічний, геологічний, політичний ризики).

Предметом нашого дослідження є екологічний ризик, чіткого визначення якого досі немає. М.Ф. Реймерс вважає, що це ймовірність наслідків будь-яких (специфічних або випадкових, поступових або катастрофічних) антропогенних змін природних об'єктів і факторів^{*22}. З екологічним ризиком пов'язані поняття екологічної безпеки і небезпеки. Ці альтернативні категорії стосуються населення як реципієнта дії навколишнього середовища за його відповідно несприятливого чи сприятливого статусу.

Екологічний ризик пов'язаний із такими групами факторів: 1) техногенними; 2) природними; 3) військовими; 4) соціально-економічними; 5) політичними; 6) тероризмом.

Техногенний екологічний ризик виникає у зв'язку з аваріями на ЛЕС, аваріями танкерів, на небезпечних хімічних виробництвах, під час руйнування гребель водосховищ тощо. Причинами аварій є інтенсивність технологічних процесів та зв'язків, висока концентрація виробництва, ресурсомісткість і багатовідходність технологій, погана оснащеність очисними й утилізаційними пристроями.

Природний екологічний ризик пов'язаний із ймовірністю вияву багатьох несприятливих природних явищ, таких як землетруси, вулканізм, селі, повені, цунамі та ін. Потрібно враховувати особливості геологічної будови (властивості гірських порід, наявність або відсутність розламів тощо), рельєфу (наприклад, посилення ризику забруднення в улоговинах), ландшафтів (ступінь їх стійкості до техногенних навантажень). Варто також зважати на сусідство цінних та унікальних природних об'єктів, територій особливого режиму охорони. Екологічний ризик збільшується за високої густоти населення, а також залежить від характеру сприйняття населенням подій, що відбуваються. Відомо, що катастрофічні наслідки аварій і стихійних природних явищ різко зростають у результаті психологічної неготовності населення до таких подій.

Особливу групу факторів виникнення екологічного ризику становлять воєнні дії, які зумовлюють різноманітні зміни навколишнього середовища та безпосередньо впливають на людину й інші суб'єкти. Екологічний ризик пов'язаний також із соціально-економічними факторами. Йдеться про ймовірність виникнення несприятливих екологічних ситуацій у разі прийняття рішень про будівництво тих чи інших небезпечних об'єктів у зв'язку з соціальною й економічною потребами такого будівництва. До цієї категорії належить будівництво багатьох АЕС, створення небезпечних хімічних

виробництв, транспортних систем. У деяких випадках аналогічні рішення пов'язані з політичними факторами.

Нині є та розробляється велика кількість науково обґрунтованих постанов, нормативів, правил, державних стандартів, за якими регламентується господарська діяльність, встановлюються граничнодопустимі концентрації шкідливих і токсичних компонентів у ґрунтах, підземних і поверхневих водах тощо. На основі цих документів та екологічного законодавства в Україні розроблено систему заходів на державному, відомчих та об'єктних рівнях, що регламентують ведення екологічно безпечної господарської діяльності, будівництво різних споруд, межі забруднення природного середовища в рамках не лише окремих локальних систем, а й великих регіонів, держави в цілому. Такі заходи можна об'єднати у три основні групи — соціально-організаційні, оцінювально-прогнозні та технічні. Усі види заходів взаємопов'язані і є основою для організації безпечної життєдіяльності. Якщо їх правильно дотримуватися, можна не тільки зберегти стан навколишнього середовища, а й поліпшити його, уникнути екологічно небезпечних явищ і катастроф, зумовлених антропогенно-техногенною діяльністю.

4.3 Висновки до розділу 4

В розділі «Охорона праці та безпека в надзвичайних ситуаціях» описано основні вимоги до побудови і функціонування системи управління охороною праці, а також надзвичайні екологічні ситуації та екологічний ризик.

ВИСНОВКИ

Проаналізовано суть та підходи до задачі адаптивної фільтрації, зокрема на основі застосування фільтрів Вінера та Калмана. Розглянуто фільтри RLS та LMS, що є альтернативою фільтру Калмана. Фільтр RLS є рекурсивною реалізацією фільтра Вінера. Основною перевагою фільтра LMS є відносна простота алгоритму. Однак для сигналів з великим спектральним динамічним діапазоном фільтр LMS має нерівномірну та низьку швидкість збіжності. Якщо ж сигнал також є нестационарним (наприклад, мовні та аудіосигнали), ці два типи фільтрів також будуть практично непридатними.

Розглянуто суть методу спектрального віднімання та його зв'язок з фільтрами Вінера. Головною перевагою методу спектрального віднімання є його відносна простота, оскільки він вимагає лише оцінки спектра потужності шуму. Однак це також можна розглядати як фундаментальне обмеження, оскільки спектральне віднімання не використовує статистику та розподіли сигнального процесу. Основною проблемою спектрального віднімання є наявність спотворень обробки, спричинених випадковими варіаціями шуму.

Було розглянуто спотворення за результатами обробки та показано вплив виправлення оцінок на розподіл спектру сигналу. Також було розглянуто ряд нелінійних варіантів методу спектрального віднімання. Основна проблема методу спектрального віднімання полягає в тому, що він використовує недостатньо апріорної інформації, і з цієї причини він поступається фільтрам Вінера та баєсівським методам статистичного відновлення.

Проаналізовано роботу типового методу спектрального віднімання в середовищі Matlab.

Власне для підвищення ефективності методу спектрального віднімання пропонується забезпечити можливість адаптивного оцінювання параметрів шуму. Пропонований алгоритм автоматично відстежує моменти, коли

корисний сигнал відсутній, і оновлює параметри спектра шуму в режимі реального часу. Власне метод базується на адаптації до ділянок сигналу, на яких відсутній корисний сигнал.

Проведено експериментальну верифікацію пропонованого методу спектрального віднімання із адаптивним визначенням ділянок шуму. Для цього було проведено запис тестового аудіосигналу та додавання до нього шуму.

Було проведено обробку отриманого сигналу методом простого спектрального віднімання та пропонованим адаптивним методом. Встановлено, що перший метод практично не чутливий до змін тривалості ділянки для виділення шуму, однак дуже чутливий до змін коефіцієнта α . При цьому, при більшому подавленні шуму спостерігається значне погіршення якості сигналу, значне подавлення сигналу в області високих частот та втрачання окремих шумових складових фонем. Також з'являється «музичний шум» і додаткове дзижчання.

Встановлено, що пропонований метод адаптивної обробки є чутливим до змін обох параметрів. Також практично відсутній «музичний шум» та дзижчання (на відміну від методу простого спектрального віднімання). Це встановлено при прослуховуванні результуючих сигналів. Однак, також виявлено втрачання окремих шумових складових фонем при максимальному шумоподавленні. Але, при збереженні певного рівня шуму ці втрати практично не відчутні при прослуховуванні аудіозаписів.

Таким чином, пропонований метод адаптивної фільтрації на основі спектрального віднімання є більш ефективним в порівнянні із класичним методом.

ПЕРЕЛІК ПОСИЛАНЬ

1. Vaseghi S. V. Advanced Digital Signal Processing and Noise Reduction – 3-тє вид. Chichester: John Wiley & Sons, 2005. 544 с. ISBN 0-470-09494-X.
2. Vaseghi S. V. Advanced Digital Signal Processing and Noise Reduction – 4-тє вид. Chichester: John Wiley & Sons, 2008. 544 с.
3. Скляр Б. Цифровий зв'язок. Теоретичні основи і практичне застосування. Пер. з англ. Видавничий дім «Вільямс», 2003, 1104 с., с.33.
4. Ribeiro, M.P.; Ewins, D.J.; Robb, D.A. (2003-05-01). "Non-stationary analysis and noise filtering using a technique extended from the original Prony method". Mechanical Systems and Signal Processing. 17 (3): 533–549.
5. Atti, Andreas Spanias, Ted Painter, Venkatraman (2006). Audio signal processing and coding ([Online-Ausg.] ed.). Hoboken, NJ: John Wiley & Sons. p. 464.
6. Huang, Weilin; Wang, Runqiu; Chen, Yangkang; Li, Huijian; Gan, Shuwei (2016). "Damped multichannel singular spectrum analysis for 3D random noise attenuation". Geophysics. 81 (4). Pp. 261–270.
7. Dong, Suge; Dong, Chunxiao; Li, Zishuang; Ge, Mingtao (2022-07-15). "Gaussian Noise Removal Method Based on Empirical Wavelet Transform and Hypothesis Testing". 2022 3rd International Conference on Big Data, Artificial Intelligence and Internet of Things Engineering (ICBAIE). Xi'an, China: IEEE. pp. 24–27.
8. Forouzanfar, M.; Abrishami-Moghaddam, H.; Ghadimi, S. (July 2008). "Locally adaptive multiscale Bayesian method for image denoising based on bivariate normal inverse Gaussian distributions". International Journal of Wavelets, Multiresolution and Information Processing. 6 (4): pp. 653–664.

9. Dozorskyi V., Dediv I., Sverstiuk S., Nykytyuk V., Karnaukhov A. The Method of Commands Identification to Voice Control of the Electric Wheelchair. Proceedings of the 1st International Workshop on Computer Information Technologies in Industry 4.0 (CITI 2023). CEUR Workshop Proceedings. Ternopil, Ukraine, June 14-16, 2023. P.233-240. ISSN 1613-0073.

10. Khvostivska L., Khvostivskyi M., Dediv I., Yatskiv V., Palaniza Y. Method, Algorithm and Computer Tool for Synphase Detection of Radio Signals in Telecommunication Networks with Noises. Proceedings of the 1st International Workshop on Computer Information Technologies in Industry 4.0 (CITI 2023). CEUR Workshop Proceedings. Ternopil, Ukraine, June 14-16, 2023. P.173-180. ISSN 1613-0073.

11. Khvostivska L., Khvostivskyi M., Dunets V., Dediv I. Mathematical, algorithmic and software support of synphase detection of radio signals in electronic communication networks with noises. Scientific Journal of TNTU (Tern.), vol 111, no 3, 2023. pp. 48–57.

12. Основи технології радіоелектронних апаратів : навчальний посібник / Р. А. Ткачук, В. Г. Дозорський, Л. Є. Дедів, І. Ю. Дедів. - Тернопіль : Тернопільський національний технічний університет імені Івана Пулюя, 2017. - 336 с.

13. Dozorskyi V., Dediv L., Kovalyk S., Dozorska O., Dediv I. (2024) Design of the endoskeleton of a biocontrolled hand prosthesis. Scientific Journal of TNTU (Tern.), vol. 115, no 3, pp. 100-111.

14. Дедів І. Ю. Метод автентифікації користувачів за параметрами голосових сигналів / І. Ю. Дедів, М. М. Кузик // Збірник тез доповідей VI Міжнародної науково-технічної конференції молодих учених та студентів „Актуальні задачі сучасних технологій“, 16-17 листопада 2017 року. Т.: ТНТУ, 2017. Том 2. С. 47.

15. Методичні рекомендації до виконання, оформлення та захисту кваліфікаційних робіт для здобувачів другого (магістерського) рівня вищої освіти за спеціальністю 172 «Електронні комунікації та радіотехніка» галузі знань 17 «Електроніка, автоматизація та електронні комунікації»/уклад.: Дунець В.Л., Хвостівська Л.В., Дедів І.Ю. Тернопіль: ТНТУ, 2024. 56 с.

16. Математичне та комп'ютерне моделювання електрокардіосигналів у системах голтерівського моніторингу / Л.Є. Дедів, А.С. Сверстюк, І.Ю. Дедів, М.О. Хвостівський, В.Г. Дозорський, Є.Б. Яворська. – Львів: Видавництво «Магнолія - 2006», 2021. – 120 с. ISBN 978-617-574-218-1.

17. Математичне моделювання, методи та програмне забезпечення опрацювання дихальних шумів у комп'ютерних аускультативних діагностичних системах / І.Ю. Дедів, А.С. Сверстюк, Л.Є. Дедів, В.Г. Дозорський, М.О. Хвостівський. – Львів: Видавництво «Магнолія - 2006», 2021. – 126 с. ISBN 978-617-574-219-8.

18. Методичні рекомендації з оформлення кваліфікаційних робіт бакалавра за спеціальністю 172 «Телекомунікації та радіотехніка» уклад.: Дунець В.Л., Хвостівський М.О. Дедів І.Ю. Тернопіль: ТНТУ імені Івана Пулюя, 2021 р. – 72с.

19. Дозорський В.Г., Дозорська О.Ф., Дедів Л.Є., Дедів І.Ю., Паньків І.М., Яворська Є.Б. Структура системи відбору біосигналів для задачі відновлення комунікативної функції людини. Вісник Хмельницького національного університету: технічні науки. – Хмельницький: редакція журналу "Вісник Хмельницького національного університету". – 2019. - №2(271) – с. 183-186.

20. Dozorska O., Yavorska E., Dozorskyi V., Pankiv I., Dediv L. Dediv I. The Method of Indirect Restoration of Human Communicative Function. Proc. of the 15th International Conference on the Experience of Designing and Application of CAD Systems (CADSM), CADSM'2019, (pp. 19–22). Polyana-Svalyava (Zakarpatty), UKRAINE 978-1-7281-0053-1/19.

21. Дозорська О.Ф., Яворська Є.Б., Дозорський В.Г., Дедів Л.Є., Дедів І.Ю. Метод виявлення ознак основного тону в структурі електроміографічних сигналів для задачі компенсації порушеної комунікативної функції людини», Вісник НТУУ "КПІ". Серія Радіотехніка, Радіоапаратобудування, (81), с. 56-64. doi: 10.20535/RADAP.2020.81.56-64.

22. Khvostivska L., Khvostivskyi M., Dunets V., Dediv I.. Mathematical and Algorithmic Support of Detection Useful Radiosignals in Telecommunication Networks. 2nd International Workshop on Information Technologies: Theoretical and Applied Problems, ITTAP 2022. CEUR Workshop Proceedings. Ternopil 22-24 November 2022. Vol 3309, P. 314-318. ISSN 1613-0073.

23. Гевко О.В., Дозорський В.Г., Дедів Л.Є., Дедів І.Ю., Дозорська О.Ф. Структурний синтез вібротерапевтичної апаратури. Перспективні технології та прилади, № 20, Луцьк, 2022. – с. 23-31.

24. Dozorskyi V., Dediv I., Sverstiuk S., Nykytyuk V., Karnaukhov A. The Method of Commands Identification to Voice Control of the Electric Wheelchair. Proceedings of the 1st International Workshop on Computer Information Technologies in Industry 4.0 (CITI 2023). CEUR Workshop Proceedings. Ternopil, Ukraine, June 14-16, 2023. P.233-240. ISSN 1613-0073.

25. Khvostivska L., Khvostivskyi M., Dediv I., Yatskiv V., Palaniza Y. Method, Algorithm and Computer Tool for Synphase Detection of Radio Signals in Telecommunication Networks with Noises. Proceedings of the 1st International Workshop on Computer Information Technologies in Industry 4.0 (CITI 2023). CEUR Workshop Proceedings. Ternopil, Ukraine, June 14-16, 2023. P.173-180. ISSN 1613-0073.

26. Khvostivska L., Khvostivskyi M., Dunets V., Dediv I. Mathematical, algorithmic and software support of synphase detection of radio signals in electronic communication networks with noises. Scientific Journal of TNTU (Tern.), vol 111, no 3, 2023. pp. 48–57.

27. Основи технології радіоелектронних апаратів : навчальний посібник / Р. А. Ткачук, В. Г. Дозорський, Л. Є. Дедів, І. Ю. Дедів. - Тернопіль : Тернопільський національний технічний університет імені Івана Пулюя, 2017. - 336 с.

28. Dozorskyi V., Dediv L., Kovalyk S., Dozorska O., Dediv I. (2024) Design of the endoskeleton of a biocontrolled hand prosthesis. Scientific Journal of TNTU (Tern.), vol. 115, no 3, pp. 100-111.

29. Техноекологія та цивільна безпека. Частина «Цивільна безпека». Навчальний посібник / В.С. Стручок, – Тернопіль: ТНТУ ім. І.Пулюя, 2022. – 150 с.

30. Стручок В.С. Безпека в надзвичайних ситуаціях. Методичний посібник для здобувачів освітнього ступеня «магістр» всіх спеціальностей денної бо та заочної (дистанційної) форм навчання / В.С.Стручок. — Тернопіль: ФОП Паляниця В. А., 2022. — 156 с.

ДОДАТКИ

Додаток А

Текст програми адаптивного спектрального віднімання

```

clear; clc; close all;
[signal, Fs] = audioread('noisy_signal.wav');
signal = signal(:,1);
signal = signal / max(abs(signal));
% === 2. Параметри ===
frame_len = 1024;
overlap = 0.5;
hop = round(frame_len * (1 - overlap));
window = hamming(frame_len);
alpha = 0.98; % коефіцієнт оновлення шуму (експоненціальне згладжування)
noise_floor_factor = 1.5; % множник, що визначає поріг відсутності мовлення
% ініціалізація шумового спектра
noise_mag = zeros(frame_len/2+1,1);
% Для оцінки енергії кадру
eps_val = 1e-12;
% === 3. Основна обробка ===
n_frames = floor((length(signal)-frame_len)/hop);
output = zeros(size(signal));
for i = 1:n_frames
    start_idx = (i-1)*hop + 1;
    frame = signal(start_idx:start_idx+frame_len-1) .* window;
    S = fft(frame);
    mag = abs(S(1:frame_len/2+1));
    phase = angle(S(1:frame_len/2+1));
    % Поточна енергія кадру
    frame_energy = sum(mag.^2);
    % Попіг — чи є мовлення
    noise_floor = sum(noise_mag.^2) * noise_floor_factor;
    is_speech = frame_energy > noise_floor;
    % === 3.1 Адаптивне оновлення шуму ===
    if ~is_speech
        noise_mag = alpha * noise_mag + (1 - alpha) * mag;
    end
    % === 3.2 Спектральне віднімання ===
    clean_mag = mag - noise_mag;
    clean_mag(clean_mag < 0) = eps_val;
    % === 3.3 Відновлення спектру і сигналу ===
    clean_spec = clean_mag .* exp(1j * phase);
    full_spec = [clean_spec; conj(clean_spec(end-1:-1:2))];
    clean_frame = real(ifft(full_spec));
    % Overlap-add
    output(start_idx:start_idx+frame_len-1) = ...
        output(start_idx:start_idx+frame_len-1) + clean_frame .* window;
end
% === 4. Нормалізація та збереження ===
output = output / max(abs(output));
audiowrite('clean_signal_adaptive.wav', output, Fs);

```

```
% === 5. Графіки ===  
t = (0:length(signal)-1)/Fs;  
figure;  
subplot(3,1,1), plot(t, signal); title('Вхідний сигнал');  
subplot(3,1,2), plot(t, output); title('Очищений сигнал (адаптивне віднімання)');  
subplot(3,1,3);  
spectrogram(output, window, round(frame_len*0.75), frame_len, Fs, 'yaxis');  
title('Спектр очищеного сигналу');
```

Додаток Б

Текст програми з комбінацією методів Spectral Subtraction + VAD

```

function out = combined_spec_vad_impl(x, Fs, frame_len, overlap, alpha_noise, beta_sub)
% Combined spectral subtraction + simple VAD
% alpha_noise: smoothing for noise update (~0.98)
% beta_sub: minimal floor relative to noise (0.01–0.05)

if nargin<6, beta_sub=0.02; end
if nargin<5, alpha_noise=0.98; end

hop = max(1, round(frame_len*(1-overlap)));
win = hamming(frame_len,'periodic');
nfft = frame_len;
half = nfft/2 + 1;
eps_val = 1e-12;

n_samples = length(x);
n_frames = floor((n_samples - frame_len)/hop) + 1;
out = zeros(size(x));

init_frames = min(6,n_frames);
noise_mag = zeros(half,1);
for k=1:init_frames
    idx = (k-1)*hop+1;
    frm = x(idx:idx+frame_len-1).*win;
    Y = fft(frm,nfft);
    noise_mag = noise_mag + abs(Y(1:half));
end
noise_mag = noise_mag/init_frames;

noise_floor_factor = 1.5;
sf_threshold = 0.45;
hangover_frames = 6;
noise_hang = 0;

for k=1:n_frames
    idx = (k-1)*hop+1;
    if idx+frame_len-1>n_samples
        frame = zeros(frame_len,1);
        valid = n_samples-idx+1;
        frame(1:valid) = x(idx:idx+valid).*win(1:valid);
    else
        frame = x(idx:idx+frame_len-1).*win;
    end

    Y = fft(frame,nfft);
    Yh = Y(1:half);
    magY = abs(Yh);
    phaseY = angle(Yh);

    frame_energy = sum(magY.^2);

```

```

noise_energy = sum(noise_mag.^2);
sf = exp(mean(log(magY + eps_val)))/(mean(magY)+eps_val);

is_noise = (frame_energy < noise_energy*noise_floor_factor) && (sf > sf_threshold);
if is_noise, noise_hang = hangover_frames;
else
    if noise_hang>0
        is_noise = true;
        noise_hang = noise_hang-1;
    end
end

if is_noise
    noise_mag = alpha_noise*noise_mag + (1-alpha_noise)*magY;
    clean_mag = beta_sub*noise_mag;
else
    clean_mag = magY - noise_mag;
    mask = clean_mag < beta_sub*noise_mag;
    clean_mag(mask) = beta_sub*noise_mag(mask);
end

clean_half = clean_mag.*exp(1j*phaseY);
clean_full = [clean_half; conj(clean_half(end-1:-1:2))];
clean_frame = real(ifft(clean_full,nfft));

end_idx = min(idx+frame_len-1,n_samples);
len_to_add = end_idx-idx+1;
out(idx:end_idx) = out(idx:end_idx) + clean_frame(1:len_to_add).*win(1:len_to_add);
end

mx = max(abs(out));
if mx>0, out = out/mx; end
end

```

Додаток В

Текст програми Вінерівської фільтрації

```

function out = wiener_dd_impl(x, Fs, frame_len, overlap, alpha_dd, G_min)
% Wiener filter with decision-directed a-priori SNR
% x - mono normalized signal
% alpha_dd - smoothing factor (~0.98)
% G_min - minimum gain (0.01–0.1)

if nargin<6, G_min=0.05; end
if nargin<5, alpha_dd=0.98; end

hop = max(1, round(frame_len*(1-overlap)));
win = hamming(frame_len,'periodic');
nfft = frame_len;
half = nfft/2 + 1;
eps_val = 1e-12;

n_samples = length(x);
n_frames = floor((n_samples - frame_len)/hop) + 1;
out = zeros(size(x));

% init noise estimate from first few frames
init_frames = min(6, n_frames);
noise_mag = zeros(half,1);
for k=1:init_frames
    idx = (k-1)*hop+1;
    frm = x(idx:idx+frame_len-1).*win;
    Y = fft(frm,nfft);
    noise_mag = noise_mag + abs(Y(1:half));
end
noise_mag = noise_mag/init_frames;

prev_S_hat = zeros(half,1);
alpha_noise = alpha_dd;

for k=1:n_frames
    idx = (k-1)*hop+1;
    if idx+frame_len-1 > n_samples
        frame = zeros(frame_len,1);
        valid = n_samples-idx+1;
        frame(1:valid) = x(idx:idx+valid).*win(1:valid);
    else
        frame = x(idx:idx+frame_len-1).*win;
    end

    Y = fft(frame,nfft);
    Yh = Y(1:half);
    magY = abs(Yh);
    phaseY = angle(Yh);

    gamma = (magY.^2)./(noise_mag.^2 + eps_val);

```

```

if k==1
    xi = max(gamma - 1, 0);
else
    xi_prior = (abs(prev_S_hat).^2)/(noise_mag.^2 + eps_val);
    xi = alpha_dd*xi_prior + (1-alpha_dd)*max(gamma-1,0);
    xi = max(xi,0);
end

G = xi./(xi+1+eps_val);
G = max(G, G_min);

S_hat_half = G.*Yh;
S_hat = [S_hat_half; conj(S_hat_half(end-1:-1:2))];
s_hat_frame = real(ifft(S_hat,nfft));

end_idx = min(idx+frame_len-1,n_samples);
len_to_add = end_idx - idx + 1;
out(idx:end_idx) = out(idx:end_idx) + s_hat_frame(1:len_to_add).*win(1:len_to_add);

prev_S_hat = S_hat_half;

frame_energy = sum(magY.^2);
noise_energy = sum(noise_mag.^2);
if frame_energy < 1.5*noise_energy
    noise_mag = alpha_noise*noise_mag + (1-alpha_noise)*magY;
end
end

mx = max(abs(out));
if mx>0, out = out/mx; end
end

```

Додаток Г

Текст програми з графічним інтерфейсом, який реалізовує методи Вінерівської фільтрації, Spectral Subtraction + VAD, та простого Spectral Subtraction

```
function DenoiseApp_R2015b
% Audio Denoise GUI для MATLAB R2015b
% Методи: Wiener (decision-directed), Spectral Subtraction + VAD, просте Spectral
% Subtraction

close all;

%% --- Main figure ---
h.fig = figure('Name','Audio Denoise (R2015b)',...
    'Position',[200 200 900 500],...
    'NumberTitle','off');

%% --- Axes ---
h.ax = axes('Parent',h.fig,'Units','pixels',...
    'Position',[50 180 800 300]);
xlabel(h.ax,'Time (s)');
ylabel(h.ax,'Amplitude');

%% --- Buttons ---
h.btnLoad = uicontrol('Style','pushbutton','String','Load WAV',...
    'Position',[50 130 120 30],'Callback',@onLoad);

h.btnProcess = uicontrol('Style','pushbutton','String','Process',...
    'Position',[50 90 120 30],'Callback',@onProcess);

h.btnPlayIn = uicontrol('Style','pushbutton','String','Play In',...
    'Position',[200 130 120 30],'Callback',@onPlayIn);

h.btnPlayOut = uicontrol('Style','pushbutton','String','Play Out',...
    'Position',[200 90 120 30],'Callback',@onPlayOut);

h.btnSave = uicontrol('Style','pushbutton','String','Save Output',...
    'Position',[750 90 120 30],'Callback',@onSave);

%% --- Method dropdown ---
uicontrol('Style','text','String','Method:',...
    'Position',[370 135 100 20],'HorizontalAlignment','left');

h.ddMethod = uicontrol('Style','popupmenu',...
    'String',{'Wiener (decision-directed)',...
        'Spectral Subtraction + VAD',...
        'Spectral Subtraction (simple)'},...
    'Position',[450 130 250 25]);

%% --- Slider Alpha ---
uicontrol('Style','text','String','Alpha (0.7–0.999):',...
    'Position',[450 130 250 25]);
```

```

'Position',[370 100 150 20],'HorizontalAlignment','left');

h.sldAlpha = uicontrol('Style','slider',...
    'Min',0.7,'Max',0.999,'Value',0.98,...
    'Position',[520 105 200 20]);

%% --- Slider Param ---
uicontrol('Style','text','String','Param (0.01–0.5):',...
    'Position',[370 65 150 20],'HorizontalAlignment','left');

h.sldParam = uicontrol('Style','slider',...
    'Min',0.01,'Max',0.5,'Value',0.05,...
    'Position',[520 70 200 20]);

%% --- Status text ---
h.txtStatus = uicontrol('Style','text','String','Status: ready',...
    'Position',[50 40 800 25],'HorizontalAlignment','left');

%% --- Shared data ---
data.signal = [];
data.output = [];
data.Fs = [];
data.frame_len = 1024;
data.overlap = 0.5;
set(h.fig,'UserData',data);

function onLoad(~,~)
    [f, p] = uigetfile('*.wav');
    if isequal(f,0), return; end
    [x, Fs] = audioread(fullfile(p,f));
    if size(x,2)>1, x=x(:,1); end
    x = x./(max(abs(x))+eps);

    data = get(h.fig,'UserData');
    data.signal = x;
    data.Fs = Fs;
    set(h.fig,'UserData',data);

    t=(0:length(x)-1)/Fs;
    plot(h.ax,t,x);
    title(h.ax,['Input: ' f]);
    set(h.txtStatus,'String',['Loaded: ' f]);
end

function onProcess(~,~)
    data = get(h.fig,'UserData');
    if isempty(data.signal)
        set(h.txtStatus,'String','Load a WAV first!');
        return;
    end

    method_id = get(h.ddMethod,'Value');
```

```

alpha_val = get(h.sldAlpha,'Value');
param_val = get(h.sldParam,'Value');

set(h.txtStatus,'String','Processing...');
drawnow;

x = data.signal; Fs = data.Fs;
frame_len = data.frame_len;
overlap = data.overlap;

switch method_id
case 1
    out = wiener_dd_impl(x, Fs, frame_len, overlap, alpha_val, param_val);
case 2
    out = combined_spec_vad_impl(x, Fs, frame_len, overlap, alpha_val,
param_val);
case 3
    out = combined_spec_vad_impl(x, Fs, frame_len, overlap, alpha_val, 0.02);
end

data.output = out;
set(h.fig,'UserData',data);

t = (0:length(out)-1)/Fs;
plot(h.ax,t,out);
title(h.ax,'Output');
set(h.txtStatus,'String','Done. ');
end

function onPlayIn(~,~)
    data = get(h.fig,'UserData');
    if ~isempty(data.signal)
        sound(data.signal,data.Fs);
    end
end

function onPlayOut(~,~)
    data = get(h.fig,'UserData');
    if ~isempty(data.output)
        sound(data.output,data.Fs);
    end
end

function onSave(~,~)
    data = get(h.fig,'UserData');
    if isempty(data.output)
        set(h.txtStatus,'String','Nothing to save. ');
        return;
    end
    [f,p] = uiputfile('cleaned.wav');
    if isequal(f,0), return; end
    audiowrite(fullfile(p,f),data.output,data.Fs);
end

```

```

    set(h.txtStatus,'String',['Saved: ' f]);
end

function out = wiener_dd_impl(x, Fs, frame_len, overlap, alpha_dd, G_min)
    if nargin<6, G_min=0.05; end
    if nargin<5, alpha_dd=0.98; end

    hop = max(1, round(frame_len*(1-overlap)));
    win = hamming(frame_len,'periodic');
    nfft = frame_len;
    half = nfft/2+1;
    eps_val=1e-12;

    n_samples=length(x);
    n_frames=floor((n_samples-frame_len)/hop)+1;
    out=zeros(size(x));

    init_frames=min(6,n_frames);
    noise_mag=zeros(half,1);
    for k=1:init_frames
        idx=(k-1)*hop+1;
        frm=x(idx:idx+frame_len-1).*win;
        Y=fft(frm,nfft);
        noise_mag=noise_mag+abs(Y(1:half));
    end
    noise_mag=noise_mag/init_frames;

    prev_S_hat=zeros(half,1);
    alpha_noise=alpha_dd;

    for k=1:n_frames
        idx=(k-1)*hop+1;
        if idx+frame_len-1>n_samples
            frame=zeros(frame_len,1);
            valid=n_samples-idx+1;
            frame(1:valid)=x(idx:idx+valid).*win(1:valid);
        else
            frame=x(idx:idx+frame_len-1).*win;
        end
        Y=fft(frame,nfft);
        Yh=Y(1:half);
        magY=abs(Yh);
        phaseY=angle(Yh);

        gamma=(magY.^2)./(noise_mag.^2+eps_val);
        if k==1
            xi=max(gamma-1,0);
        else
            xi_prior=(abs(prev_S_hat).^2)./(noise_mag.^2+eps_val);
            xi=alpha_dd*xi_prior+(1-alpha_dd)*max(gamma-1,0);
            xi=max(xi,0);
        end
    end
end

```

```

    G=xi./(xi+1+eps_val);
    G=max(G,G_min);
    S_hat_half=G.*Yh;
    S_hat=[S_hat_half; conj(S_hat_half(end-1:-1:2))];
    s_hat_frame=real(ifft(S_hat,nfft));

    end_idx=min(idx+frame_len-1,n_samples);
    len_to_add=end_idx-idx+1;

    out(idx:end_idx)=out(idx:end_idx)+s_hat_frame(1:len_to_add).*win(1:len_to_add);

    prev_S_hat=S_hat_half;
    frame_energy=sum(magY.^2);
    noise_energy=sum(noise_mag.^2);
    if frame_energy<1.5*noise_energy
        noise_mag=alpha_noise*noise_mag+(1-alpha_noise)*magY;
    end
end

mx=max(abs(out));
if mx>0, out=out/mx; end
end

function out = combined_spec_vad_impl(x, Fs, frame_len, overlap, alpha_noise,
beta_sub)
    if nargin<6, beta_sub=0.02; end
    if nargin<5, alpha_noise=0.98; end

    hop=max(1, round(frame_len*(1-overlap)));
    win=hamming(frame_len,'periodic');
    nfft=frame_len;
    half=nfft/2+1;
    eps_val=1e-12;

    n_samples=length(x);
    n_frames=floor((n_samples-frame_len)/hop)+1;
    out=zeros(size(x));

    init_frames=min(6,n_frames);
    noise_mag=zeros(half,1);
    for k=1:init_frames
        idx=(k-1)*hop+1;
        frm=x(idx:idx+frame_len-1).*win;
        Y=fft(frm,nfft);
        noise_mag=noise_mag+abs(Y(1:half));
    end
    noise_mag=noise_mag/init_frames;

    noise_floor_factor=1.5;
    sf_threshold=0.45;
    hangover_frames=6;
    noise_hang=0;

```

```

for k=1:n_frames
    idx=(k-1)*hop+1;
    if idx+frame_len-1>n_samples
        frame=zeros(frame_len,1);
        valid=n_samples-idx+1;
        frame(1:valid)=x(idx:idx+valid).*win(1:valid);
    else
        frame=x(idx:idx+frame_len-1).*win;
    end
    Y=fft(frame,nfft);
    Yh=Y(1:half);
    magY=abs(Yh);
    phaseY=angle(Yh);

    frame_energy=sum(magY.^2);
    noise_energy=sum(noise_mag.^2);
    sf=exp(mean(log(magY+eps_val)))/(mean(magY)+eps_val);

    is_noise=(frame_energy<noise_energy*noise_floor_factor) &&
(sf>sf_threshold);
    if is_noise, noise_hang=hangover_frames;
    else
        if noise_hang>0
            is_noise=true;
            noise_hang=noise_hang-1;
        end
    end

    if is_noise
        noise_mag=alpha_noise*noise_mag+(1-alpha_noise)*magY;
        clean_mag=beta_sub*noise_mag;
    else
        clean_mag=magY-noise_mag;
        mask=clean_mag<beta_sub*noise_mag;
        clean_mag(mask)=beta_sub*noise_mag(mask);
    end

    clean_half=clean_mag.*exp(1j*phaseY);
    clean_full=[clean_half; conj(clean_half(end-1:-1:2))];
    clean_frame=real(ifft(clean_full,nfft));

    end_idx=min(idx+frame_len-1,n_samples);
    len_to_add=end_idx-idx+1;

    out(idx:end_idx)=out(idx:end_idx)+clean_frame(1:len_to_add).*win(1:len_to_add);
end

mx=max(abs(out));
if mx>0, out=out/mx; end
end
end

```

Додаток Д

Текст рограми формування адитивної суміші сигналу та шуму

```

function AddNoiseGUI_R2015b
clc; clear; close all;

%% --- Main figure ---
h.fig = figure('Name','Add Noise GUI','Position',[200 200 700 400],'NumberTitle','off');

%% --- Axes for waveform ---
h.ax = axes('Parent',h.fig,'Units','pixels','Position',[50 150 600 200]);
xlabel(h.ax,'Time (s)'); ylabel(h.ax,'Amplitude');

%% --- Buttons ---
h.btnLoad = uicontrol('Style','pushbutton','String','Load WAV','Position',[50 100 100 30],'Callback',@onLoad);
h.btnPlayIn = uicontrol('Style','pushbutton','String','Play Original','Position',[170 100 120 30],'Callback',@onPlayIn);
h.btnPlayOut = uicontrol('Style','pushbutton','String','Play Noisy','Position',[310 100 120 30],'Callback',@onPlayOut);
h.btnSave = uicontrol('Style','pushbutton','String','Save Noisy','Position',[550 100 100 30],'Callback',@onSave);

%% --- Noise type dropdown ---
uicontrol('Style','text','String','Noise type:','Position',[50 60 80 20],'HorizontalAlignment','left');
h.ddNoise = uicontrol('Style','popupmenu','String',{'White Noise','Add Noise with SNR'},'Position',[130 60 150 25]);

%% --- Slider for amplitude or SNR ---
uicontrol('Style','text','String','Level:','Position',[300 60 50 20],'HorizontalAlignment','left');
h.sldLevel = uicontrol('Style','slider','Min',0.01,'Max',0.5,'Value',0.05,'Position',[350 65 200 20]);

%% --- Status text ---
h.txtStatus = uicontrol('Style','text','String','Status: ready','Position',[50 20 600 25],'HorizontalAlignment','left');

%% --- Shared data ---
data.signal = [];
data.noisy = [];
data.Fs = [];
set(h.fig,'UserData',data);

function onLoad(~,~)
    [file,path] = uigetfile('*.wav');
    if isequal(file,0), return; end
    [x, Fs] = audioread(fullfile(path,file));
    if size(x,2)>1, x=mean(x,2); end
    x = x / max(abs(x));

```

```

data = get(h.fig,'UserData');
data.signal = x; data.Fs = Fs; data.noisy = [];
set(h.fig,'UserData',data);

t=(0:length(x)-1)/Fs;
plot(h.ax,t,x);
title(h.ax,['Original: ' file]);
set(h.txtStatus,'String',['Loaded: ' file]);
end

function onPlayIn(~,~)
    data = get(h.fig,'UserData');
    if ~isempty(data.signal)
        sound(data.signal,data.Fs);
    end
end

function onPlayOut(~,~)
    data = get(h.fig,'UserData');
    if ~isempty(data.noisy)
        sound(data.noisy,data.Fs);
    else
        onAddNoise();
        data = get(h.fig,'UserData');
        sound(data.noisy,data.Fs);
    end
end

function onAddNoise()
    data = get(h.fig,'UserData');
    if isempty(data.signal), set(h.txtStatus,'String','Load WAV first'); return; end

    x = data.signal; Fs = data.Fs;
    noise_type = get(h.ddNoise,'Value');
    level = get(h.sldLevel,'Value');

    switch noise_type
        case 1 % White Noise
            noise = level*randn(size(x));
        case 2 % Noise with SNR
            P_signal = mean(x.^2);
            P_noise = P_signal / (10^(level/10)); % level interpreted as SNR in dB
            noise = sqrt(P_noise)*randn(size(x));
    end

    y = x + noise;
    y = y / max(abs(y));
    data.noisy = y;
    set(h.fig,'UserData',data);

    t = (0:length(y)-1)/Fs;
    plot(h.ax,t,y);

```

```

    title(h.ax,'Noisy signal');
    set(h.txtStatus,'String','Noise added');
end

```

```

function onSave(~,~)
    data = get(h.fig,'UserData');
    if isempty(data.noisy)
        onAddNoise();
        data = get(h.fig,'UserData');
    end
    [file,path] = uiputfile('noisy_audio.wav');
    if isequal(file,0), return; end
    audiowrite(fullfile(path,file),data.noisy,data.Fs);
    set(h.txtStatus,'String',['Saved: ' file]);
end

```

```

end

```

Додаток Е

**МІНІСТЕРСТВО ОСВІТИ І НАУКИ УКРАЇНИ
ТЕРНОПІЛЬСЬКИЙ НАЦІОНАЛЬНИЙ ТЕХНІЧНИЙ УНІВЕРСИТЕТ
ІМЕНІ ІВАНА ПУЛЮЯ**

МАТЕРІАЛИ

ХІІ НАУКОВО-ТЕХНІЧНОЇ КОНФЕРЕНЦІЇ

**«ІНФОРМАЦІЙНІ МОДЕЛІ,
СИСТЕМИ ТА ТЕХНОЛОГІЇ»**



17-18 грудня 2025 року

**ТЕРНОПІЛЬ
2025**

УДК 621.372.852.15

М. Шастків; В. Березовський; А. Федунь; І. Дедів, к. т. н., доц.

(Тернопільський національний технічний університет імені Івана Пулюя, Україна)

ПІДВИЩЕННЯ ЕФЕКТИВНОСТІ МЕТОДУ АДАПТИВНОЇ ФІЛЬТРАЦІЇ АУДІОСИГНАЛІВ НА ОСНОВІ СПЕКТРАЛЬНОГО ВІДНІМАННЯ

UDC 621.372.852.15

M. Shastkiv; V. Berezovsky; A. Fedun; Iryna Dediv, PhD., Assoc. Prof.

INCREASING THE EFFICIENCY OF THE METHOD OF ADAPTIVE AUDIO SIGNALS FILTERING BASED ON SPECTRAL SUBTRACTION

Центральною задачею обробки сигналів є розроблення ефективних методів виділення їх на фоні завад. Зокрема багато уваги приділяється питанням шумоподавлення в різних сумішах сигналів та шумів, зокрема при адитивних шумах в результаті впливів різних факторів як навколишнього середовища, так і каналу зв'язку. В якості останнього часто розглядається радіоканал.

З цією метою була розвинута теорія оптимальної фільтрації, зокрема із застосуванням адаптивних фільтрів. Такі фільтри використовуються для опрацювання нестационарних сигналів та середовищ, або в застосунках, де потрібна адаптація процесу по кожній вибірці або низька затримка часу обробки. Застосування адаптивних фільтрів включають багатоканальне шумоподавлення, вирівнювання каналів для стільникових мобільних систем зв'язку, придушення відлуння та кодування мовлення з малою затримкою тощо. При цьому домінуючим є напрямок розроблення адаптивних алгоритмів шумоподавлення, які можуть застосовуватись до опрацювання як радіосигналів, так і прийнятих і демодульованих/декодованих аудіосигналів для радіозв'язку та телебачення. Адаптивне шумоподавлення є методом обробки сигналів для високоефективного подавлення адитивних перешкод або шумів, що спотворюють прийнятий корисний сигнал, коли відомі параметри та характеристики перешкод, і коли корисний сигнал та перешкоди не корельовані. До таких методів відносять зокрема методи Вінерівської фільтрації, Калманівської фільтрації, спектрального віднімання тощо.

Останній метод є перспективним в плані простоти технічної реалізації, малої часової затримки опрацювання тощо. Основною ж проблемою методу спектрального віднімання є наявність спотворень обробки, спричинених випадковими варіаціями шуму. Тому залишається актуальним завдання розроблення більш ефективного методу адаптивної фільтрації радіосигналів, зокрема аудіосигналів, на основі спектрального віднімання.

Власне для підвищення ефективності методу спектрального віднімання пропонується забезпечити можливість адаптивного оцінювання параметрів шуму. Пропонований алгоритм автоматично відстежує моменти, коли корисний сигнал відсутній, і оновлює параметри спектра шуму в режимі реального часу. Власне метод базується на адаптації до ділянок сигналу, на яких відсутній корисний сигнал. Проведено експериментальну верифікацію пропонованого методу спектрального віднімання із адаптивним визначенням ділянок шуму. Показано, що пропонований метод адаптивної фільтрації на основі спектрального віднімання є більш ефективним в порівнянні із класичним методом.

М. Шастків, В. Березовський, А. Федунь, І. Дедів ПІДВИЩЕННЯ ЕФЕКТИВНОСТІ МЕТОДУ АДАПТИВНОЇ ФІЛЬТРАЦІЇ АУДІОСИГНАЛІВ НА ОСНОВІ СПЕКТРАЛЬНОГО ВІДНІМАННЯ M. Shastkiv, V. Berezovsky, A. Fedun, Iryna Dediv INCREASING THE EFFICIENCY OF THE METHOD OF ADAPTIVE AUDIO SIGNALS FILTERING BASED ON SPECTRAL SUBTRACTION	15
Г. Шимчук, Я. Литвиненко ПОРІВНЯЛЬНИЙ АНАЛІЗ ЦИКЛІЧНОГО ВИПАДКОВОГО ПРОЦЕСУ ТА ARIMA/SARIMA У МОДЕЛЯХ ГАЗОСПОЖИВАННЯ G. Shymchuk, I. Lytvynenko COMPARATIVE ANALYSIS OF CYCLIC RANDOM PROCESS AND ARIMA/SARIMA IN GAS CONSUMPTION MODELS	16
СЕКЦІЯ 2. ІНФОРМАЦІЙНІ СИСТЕМИ ТА ТЕХНОЛОГІЇ, КІБЕРБЕЗПЕКА	
О. Бідюк, С. Марценко АНАЛІЗ ЗАСОБІВ ЗАХИСТУ ХМАРНИХ ІТ СЕРИДОВИЩ O. Bidiuk, S. Martsenko ANALYSIS OF CLOUD IT ENVIRONMENT PROTECTION TOOLS	18
Б. Білоус, М. Паламар АНАЛІЗ ВПЛИВУ ПАРАМЕТРІВ СТЕРЕОСИСТЕМ З ГЛИБИННОЮ КАРТОЮ НА ЯКІСТЬ РОЗПІЗНАВАННЯ ДИНАМІЧНИХ ОБ'ЄКТІВ У СИСТЕМАХ ТЕХНІЧНОГО ЗОРУ B. Bilous, M. Palamar ANALYSIS OF THE IMPACT OF STEREO VISION SYSTEM PARAMETERS WITH DEPTH MAPS ON DYNAMIC OBJECT RECOGNITION PERFORMANCE IN MACHINE VISION	19
Б. Білоус, М. Паламар ПОРІВНЯННЯ АПАРАТНИХ ПЛАТФОРМ ДЛЯ РОЗПІЗНАВАННЯ ДИНАМІЧНИХ ОБ'ЄКТІВ З ОБМЕЖЕННЯМИ ПО ЕНЕРГОСПОЖИВАННЮ ТА МАСІ B. Bilous, M. Palamar COMPARISON OF HARDWARE PLATFORMS FOR DYNAMIC OBJECT RECOGNITION UNDER POWER AND WEIGHT CONSTRAINTS	22
Д. Бойко УДОСКОНАЛЕННЯ ІНФОРМАЦІЙНОЇ СИСТЕМИ ІНТЕЛЕКТУАЛЬНОГО СОРТУВАННЯ ДАНИХ ДЛЯ ІНТЕГРАЦІЇ В «GOOGLE DRIVE API» НА ОСНОВІ КОНТЕНТУ D. Boiko IMPROVEMENT OF THE INFORMATION SYSTEM OF INTELLIGENT DATA SORTING FOR INTEGRATION INTO "GOOGLE DRIVE API" BASED ON CONTENT	24
В. Бонар, В. Готович МЕТОДИ МАШИННОГО НАВЧАННЯ ДЛЯ ЗАВЧАСНОГО ПЕРЕДБАЧЕННЯ НЕСПРАВНОСТЕЙ ТРАНСПОРТНОГО ЗАСОБУ НА ОСНОВІ OBD-2 ДАНИХ V. Bonar, V. Hotovych MACHINE LEARNING METHODS FOR EARLY PREDICTION OF VEHICLE MALFUNCTIONS BASED ON OBD-2 DATA	25
А. Боруха, А. Бадалян ВЕБОРІЄНТОВАНА ІНФОРМАЦІЙНА СИСТЕМА ЕЛЕКТРОННОЇ КОМЕРЦІЇ: АРХІТЕКТУРА, ФУНКЦІОНАЛЬНІСТЬ ТА ПЕРСПЕКТИВИ РОЗВИТКУ A. Borukha, A. Badalyan WEB-ORIENTED INFORMATION SYSTEM FOR E-COMMERCE: ARCHITECTURE,	27