

Міністерство освіти і науки України
Національний технічний університет
«Дніпровська політехніка»

Інститут електроенергетики
Факультет інформаційних технологій
Кафедра безпеки інформації та телекомунікацій

ПОЯСНЮВАЛЬНА ЗАПИСКА
кваліфікаційної роботи ступеня магістра

студента Верьовкіна Володимира Володимировича

академічної групи 172м-19з-1

спеціальності 172 Телекомунікації та радіотехніка

спеціалізації¹

за освітньо-професійною
програмою

Телекомунікації та радіотехніка

на тему Адаптивна фільтрація сигналів в системах зв'язку на основі вейвлет

Керівники	Прізвище, ініціали	Оцінка за шкалою		Підпис
		рейтинговою	інституційною	
кваліфікаційної роботи	д.т.н., проф. Корнієнко В.І.			
розділів:				
спеціальний	д.т.н., проф. Корнієнко В.І.			
економічний	к.е.н., доц. Романюк Н.М.			

Рецензент				
-----------	--	--	--	--

Нормоконтролер	к.ф.-м.н., проф. Гусєв О.Ю.			
----------------	-----------------------------	--	--	--

Дніпро
2020

ЗАТВЕРДЖЕНО:

завідувач кафедри
безпеки інформації та телекомунікацій
д.т.н., проф. Корнієнко В.І.

« _____ » _____ 20__ року

**ЗАВДАННЯ
на кваліфікаційну роботу
ступеня магістра**

студенту Верьовкіну Володимиру Володимировичу академічної групи 172М-19з-1
(прізвище ім'я по-батькові) (шифр)

спеціальності 172 Телекомунікації та радіотехніка

за освітньо-професійною програмою Телекомунікації та радіотехніка

на тему Адаптивна фільтрація сигналів в системах зв'язку на основі вейвлет

затверджену наказом ректора НТУ «Дніпровська політехніка» від _____ № _____

Розділ	Зміст	Термін виконання
Розділ 1	Аналіз ефективності існуючих моделей аналогового і цифрового зв'язку: класифікація, особливості, переваги та недоліки	03.09.2020 – 10.10.2020
Розділ 2	Дослідження методів та алгоритмів адаптивної фільтрації сигналів в телекомунікаційних системах, визначення залежності точності апроксимації та фільтрації складних сигналів від параметрів вейвлет мережі та алгоритмів її навчання	11.10.2020 – 24.11.2020
Розділ 3	Розрахунки витрат на створення програмного продукту, розрахунок собівартості розробленого програмного забезпечення та визначення економічної переваги розроблюваного фільтра	25.11.2020 – 04.12.2020

Завдання видано

_____ (підпис керівника)

Корнієнко В.І.

(прізвище, ініціали)

Дата видачі: _____

Дата подання до екзаменаційної комісії: _____

Прийнято до виконання

_____ (підпис студента)

Верьовкін В.В.

(прізвище, ініціали)

РЕФЕРАТ

Пояснювальна записка: 83 с., 24 рис., 4 табл., 4 додатка, 16 джерел;

Об'єкт дослідження: фільтрація сигналів складної форми в системах зв'язку.

Мета кваліфікаційної роботи: підвищення точності апроксимацій та фільтрації сигналів складної форми в системах зв'язку.

В технічному завданні визначені підстави та призначення розробки, вимоги до результатів виконання роботи, вихідні показники, стадії і етапи розробки.

Наукова новизна результатів, що очікуються, полягає у розробці способу адаптивної фільтрації на основі використання нейронних вейвлет мереж, що забезпечує підвищення точності апроксимацій та фільтрації сигналів складної форми в системах зв'язку.

В основній частині визначено, що перспективним для адаптивної фільтрації складних сигналів в системах зв'язку є використання нейронних мереж та вейвлет перетворення. Запропонована структура адаптивного фільтру у вигляді нейронної мережі з функціями активації та вихідним шаром з НІХ – структурою. Розроблено алгоритм адаптивної фільтрації.

В економічному розділі виконаний розрахунок витрат на створення удосконалення методу фільтрації сигналів в системах зв'язку та проведено порівняльну характеристику з аналогами подібного класу.

АДАПТИВНА ФІЛЬТРАЦІЯ, НЕЙРОННІ МЕРЕЖІ, ВЕЙВЛЕТ ПЕРЕТВОРЕННЯ, ФОНЕМА, АПРОКСИМАЦІЯ.

РЕФЕРАТ

Пояснительная записка: 83 с., 24 рис., 4 табл., 4 приложения, 16 источников;

Объект исследования: фильтрация сигналов сложной формы в системах связи.

Цель квалификационной работы: повышение точности аппроксимаций и фильтрации сигналов сложной формы в системах связи.

В техническом задании определены основания и назначение разработки, требования к результатам выполнения работы, исходные показатели, стадии и этапы разработки.

Научная новизна результатов, которые ожидаются, заключается в разработке способа адаптивной фильтрации на основе использования нейронных вейвлет сетей, что обеспечит повышение точности аппроксимаций и фильтрации сигналов сложной формы в системах связи.

В основной части определено, что перспективным для адаптивной фильтрации сложных сигналов в системах связи является использование нейронных сетей и вейвлет преобразования. Предложенная структура адаптивного фильтра в виде нейронной сети с функциями активации и выходным слоем с БИХ – структурой. Разработан алгоритм адаптивной фильтрации.

В экономическом разделе выполнен расчет затрат на создание усовершенствованного метода фильтрации сигналов в системах связи и проведена сравнительная характеристика с аналогами подобного класса.

АДАПТИВНАЯ ФИЛЬТРАЦИЯ, НЕЙРОННЫЕ СЕТИ, ВЕЙВЛЕТ ПРЕОБРАЗОВАНИЯ, ФОНЕМА, АППРОКСИМАЦИЯ.

ABSTRACT

Explanatory note : 83 p., 24 dr., 4 tabl., 4 apps , 16 sour;

The object of development is filtering of composite waveforms in communication systems.

The purpose of the qualification work is improving of approximations accuracy and filtering of composite waveforms in communication systems.

The grounds and purpose of development, the requirements for the results of the work, baselines, development stage are defined in technical task.

Scientific novelty of the results that are expected, is to develop an adaptive filtering method on basis of the neural wavelet networks use, which will improve the accuracy of approximations and filtering of composite waveforms in communication systems.

The main part show that prospect for adaptive filtering of composite waveforms in communication systems is the use of neural networks and wavelet transform. The structure of the adaptive filter in the form of a neural network with activation functions and output layer with IIR - structure is proposed. The algorithm for adaptive filtering is developed.

In the economic section, the costing for creating of improved signals filtering method in communications systems and comparative analysis with analogs of this class are performed.

ADAPTIVE FILTERING, NEURAL NETWORKS, WAVELET TRANSFORMATION, PHONEMES, APPROXIMATION.

СПИСОК УМОВНИХ СКОРОЧЕНЬ

- BPP** — алгоритм зворотного поширення;
- ISDN** — мережа з інтеграцією послуг;
- LMS** — нормований алгоритм найменших квадратів;
- MLP** — багатошаровий персептрон;
- NN** — нейронна мережа;
- SSE** — сума квадратів помилки;
- AM** — амплітудна модуляція;
- ATC** — автоматична телефонна станція;
- KIX** — кінцева імпульсна характеристика;
- HIX** — нескінченна імпульсна характеристика;
- ПУВК** — пристрій управління ваговими коефіцієнтами;
- СВД** — світловипромінюючий діод;
- ЦСП** — цифрова система передачі;
- ШНМ** — штучні нейронні мережі.

ЗМІСТ

	с.
ВСТУП.....	10
1 СТАН ПИТАННЯ. ПОСТАНОВКА ЗАДАЧІ.....	11
1.1 Аналоговий і цифровий зв'язок.....	11
1.1.1 Поняття каналів зв'язку.....	11
1.1.2 Математичні моделі каналів зв'язку.....	12
1.1.3 Завади в каналах зв'язку.....	13
1.2 Аналогові сигнали.....	14
1.2.1 Частота аналогових сигналів.....	14
1.2.2 Недоліки аналогового зв'язку.....	15
1.3 Цифрові сигнали.....	15
1.3.1 Класифікація сигналів.....	15
1.3.2 Переваги цифрового зв'язку.....	16
1.3.3 Класифікація цифрових методів підвищення якості і розбірливості мови.....	19
1.3.3.1 Адаптивні компенсатори завад.....	19
1.3.3.2 Методи, засновані на використанні статистичних моделей мовних сигналів у часовій області.....	21
1.3.3.3 Методи, засновані на обробці мовного сигналу з використанням апарату прихованих Марковських моделей.....	22
1.3.3.4 Методи, засновані на використанні, окремих характерних властивостей мовного сигналу.....	23
1.3.3.5 Методи, засновані на оцінці спектральних характеристик шуму.....	25
1.3.3.6 Метод оцінювання мінімальної середньоквадратичної помилки.....	27
1.3.3.7 Методи, засновані на штучних нейронних мережах.....	28
1.3.3.8 Методи, засновані на використанні закономірностей сприйняття мови людиною.....	29
1.4 Висновок.....	32

2 СПЕЦІАЛЬНА ЧАСТИНА.....	34
2.1 Огляди алгоритмів LMS.....	34
2.1.1 Найменша кількість середніх квадратичних адаптивних фільтрів.....	37
2.1.2 Нормований алгоритм LMS.....	41
2.2 Сигнал заснований на LMS.....	42
2.3 Основи нейронних мереж.....	43
2.3.1 Нейронне моделювання.....	44
2.3.2 Персептрон.....	45
2.3.2.1 Багатошаровий персептрон.....	46
2.3.3 Алгоритм зворотного поширення.....	47
2.4 Вейвлет-фільтри.....	49
2.4.1 Вейвлет Морле.....	49
2.4.2 Вейвлет Шеннона.....	50
2.5 Вейвнет алгоритми.....	52
2.6 Вейвлет зі структурою НІХ.....	55
2.7 Стабільність НІХ адаптивної мережі.....	56
2.8 Порівняння НІХ навчання.....	57
2.9 MLP порівняння навчання.....	59
2.10 Моделювання невідомої функції.....	61
2.10.1 Основа функції вейвлет Морле.....	62
2.10.2 Основа функції вейвлет Шеннона.....	63
2.10.3 Імпульсна ідентифікація шуму пошкодженої моделі.....	64
2.10.4 Дослідження вхідної завадостійкості.....	65
2.10.5 Дослідження вихідної завадостійкості.....	67
2.11 Висновок.....	68
3 ЕКОНОМІЧНИЙ РОЗДІЛ.....	69
3.1 Техніко-економічне обґрунтування створення і використання модифікованого методу організації однорангового зв'язку.....	69
3.1.1 Визначення трудомісткості розробки програмного продукту.....	69
3.1.2 Розрахунок витрат на створення програмного продукту.....	72

3.2 Висновок.....	76
ВИСНОВКИ.....	77
ПЕРЕЛІК ПОСИЛАНЬ.....	78
ДОДАТОК А. Відомість матеріалів дипломної роботи.....	80
ДОДАТОК Б. Перелік документів на оптичному носії.....	81
ДОДАТОК В. Відгуки керівників розділів.....	82
ДОДАТОК Г. Відгук керівника дипломної роботи.....	83

ВСТУП

У даній дипломній роботі було обрано об'єкт досліджень – фільтрація сигналів складної форми в системах зв'язку. Метою роботи було встановлено – підвищення точності апроксимацій та фільтрації сигналів складної форми в системах зв'язку.

В даний час велике значення має надійна і безаварійна робота систем зв'язку та інших галузей народного господарства і оборони. Їх функціонування неможливе без надійної передачі голосових повідомлень. У зв'язку з цим дуже актуальними є дослідження в області методів фільтрації голосових сигналів на тлі перешкод. Ці дослідження тривалий час інтенсивно проводяться вітчизняними та зарубіжними фахівцями. Розроблено ряд підходів до проблеми і безліч алгоритмів вирішення конкретних завдань. Тим не менше, проблема далека від остаточного рішення і актуально підвищення ефективності алгоритмів обробки сигналів.

Ключовою ланкою багатьох систем обробки інформації є фільтр. Завдання адаптивного фільтра – мінімізувати помилку відтворення зразкового сигналу. Для аналізу періодичних процесів, що протікають в різних об'єктах, зручно користуватися методом, заснованим на штучних нейронних мережах, для реалізації якого необхідно застосовувати вейвлет – фільтри. Розвиток науки і техніки пред'являє все більш жорсткі вимоги до фільтрів. Використання вейвлетів Морлі та Шеннона, є оптимальним рішенням для поставлених завдань.

Вейвлет є локальною мережею, в якій функція виходу добре локалізована в часовій і в частотній області. Крім того, подвійна локальна мережа може бути досягнута за рахунок комбінування вейвлет каскадної побудови з характеристикою нескінченного імпульсу (НІХ).

1 СТАН ПИТАННЯ. ПОСТАНОВКА ЗАДАЧІ

1.1 Аналоговий і цифровий зв'язок

Телефонні мережі загального користування спочатку призначалися для передачі людського голосу. Винайдений в 1840 році телеграф використовувався для обміну короткими текстовими посланнями. З появою в 1876 році телефонного зв'язку з'явилася можливість перемовлятися на відстані. Людський голос являє собою звукові коливання. Такі безперервні коливання у вигляді хвиль називаються аналоговими сигналами. Людська мова передавалася по телефонних лініях у формі аналогових сигналів аж до кінця 1960-х років. Сьогодні значна частина звичайних телефонних мереж перейшла на цифровий спосіб передачі, що полягає в перетворенні звукових коливань в цифрові сигнали [1].

Сьогодні високошвидкісна передача даних, здійснювана в мережах ISDN (integrated services digital network - цифрова мережа з інтеграцією послуг), в комп'ютерах, у волоконно-оптичних лініях і між значною частиною АТС, є цифровою. Швидкісні аналогові канали використовуються лише в системах традиційного телемовлення та кабельного телебачення.

1.1.1 Поняття каналів зв'язку

Як було зазначено в попередньому обговоренні, канал зв'язку забезпечує з'єднання передавача і приймача. Фізичний канал [2] може бути двопровідною лінією, який пропускає електричний сигнал, або скловолокном, яке переносить інформацію за допомогою модульованого світлового променя, або підводним каналом океану, в якому інформація передається акустично, або вільним простором, за яким несучий інформаційний сигнал випромінюється за допомогою антени. Одна загальна проблема при передачі сигналу через будь-який канал – адитивний шум. Адитивний шум створюється частіше всередині різних електронних компонентів, таких, як резистори і твердотільні пристрої, що використовуються в системах зв'язку. Ці шуми часто називають тепловим

шумом. Інші джерела шуму і інтерференції (накладення) можуть виникати поза системою, наприклад, перехідні завади від інших користувачів каналу.

Вплив шуму може бути зменшено збільшенням потужності переданого сигналу. Однак конструктивні та інші практичні міркування обмежують рівень потужності переданого сигналу. Інше базове обмеження – доступна ширина смуги частот каналу. Обмеження ширини смуги зазвичай обумовлено фізичними обмеженнями середовища та електричних компонентів, що використовуються в передавачі і приймачі. Ці дві обставини призводять до обмеження кількості даних, які можуть бути передані надійно по будь-якому каналу зв'язку.

1.1.2 Математичні моделі каналів зв'язку

При синтезі систем зв'язку для передачі інформації через фізичні канали використовуються математичні моделі, які відображають найбільш важливі характеристики середовища передачі. Найпростіша математична модель для каналу зв'язку – це канал з адитивним шумом, ілюструється на рисунку 1.1. У цій моделі переданий сигнал $s(t)$ схильний до дії лише адитивного шумового процесу $n(t)$. Фізично адитивний шум виникає від сторонніх електричних завод, електронних компонентів і підсилювачів в приймачі систем зв'язку, а також через інтерференцію сигналів [3].

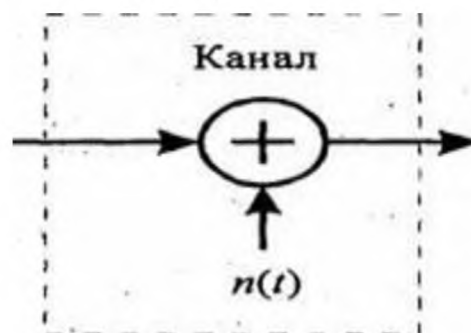


Рисунок 1.1 – Канал з адитивним шумом

Якщо шум обумовлений в загальному випадку електронними компонентами та підсилювачами в приймачі, його можна описати як тепловий шум. Цей тип шуму характеризується статистично як гауссовський шумовий процес. Як

наслідок, результуючу математичну модель зазвичай називають каналом з адитивним гауссовским шумом.

Лінійний фільтровий канал. У деяких фізичних каналах таких, як провідні телефонні канали, фільтри використовуються для того, щоб гарантувати, що передані сигнали не перевищують точно встановлені обмеження на ширину смуги і, таким чином, не інтерферують один з одним. Такі канали зазвичай характеризуються математично як лінійні фільтровані канали з адитивним шумом.

Лінійний фільтровий канал зі змінними параметрами. Фізичні канали, такі як підводні акустичні канали та іоносферні радіоканали, можуть бути описані математично як лінійні фільтри зі змінними параметрами. Такі лінійні фільтри характеризуються мінливою в часі імпульсною характеристикою каналу.

Три математичні моделі, описані вище, адекватно характеризують більшість фізичних каналів, з якими стикаються на практиці.

1.1.3 Завади в каналах зв'язку

У реальному каналі сигнал при передачі спотворюється, і повідомлення відтворюється з деякою помилкою. Причиною таких помилок є спотворення, що вносяться самим каналом, і завади, що впливають на сигнал. Слід чітко відокремити спотворення від завад, що мають випадковий характер. Завади заздалегідь не відомі і тому не можуть бути повністю усунені.

Під завадою розуміється будь-який вплив, що накладається на корисний сигнал і ускладнює його прийом. Завади різноманітні за своїм походженням: грози, завади електротранспорту, електричних моторів, систем запалювання двигунів тощо. Практично в будь-якому діапазоні частот мають місце внутрішні шуми апаратури, зумовлені хаотичним рухом носіїв заряду в підсилювальних приладах, так званий тепловий шум.

Гармонійні завади – являють собою вузькосмуговий модульований сигнал. Причинами виникнення таких завад є зниження перехідного

загасання між ланцюгами кабелю, вплив радіостанцій. Імпульсні завади – це завади, зосереджені за часом. Вони являють собою випадкову послідовність імпульсів, що мають випадкові інтервали часу, причому, викликані ними перехідні процеси не перекриваються за часом [4].

1.2 Аналогові сигнали

1.2.1 Частота аналогових сигналів

Аналогові сигнали поширюються по лініях зв'язку у вигляді електромагнітних хвиль, які характеризуються частотою коливань. Частота – це число повних циклів коливань деякої величини за секунду.

Засоби зв'язку аналогового формату, такі як телефон, радіо і телебачення, працюють у певній смузі (діапазоні) частот. Наприклад, людський голос передається в діапазоні від 300 до 3300 Гц. Смуга пропускання, або діапазон частот, в яких працює конкретний засіб зв'язку, визначається відніманням нижнього значення діапазону з верхнього. Таким чином, смуга, в якій поширюються звукові сигнали по телефонним мережам загального користування, становить 3000 Гц (3300 Гц - 300 Гц). Частоти, які використовуються в аналоговому зв'язку, прийнято записувати в скороченій формі. Наприклад, 1000 коливань в секунду називається кілогерц (кГц), а 1 млн. коливань в секунду – мегагерц (МГц). В якості аналогових ліній зв'язку застосовують коаксіальний кабель, телевізійний кабель та мідні дроти, для підключення домашнього телефону. Крім того, аналогові сигнали передаються засобами бездротового зв'язку – високочастотний, стільниковий та радіотелефонії. Кожен вид аналогового сигналу має свій діапазон частот.

Смуга пропускання у 3000 Гц, що виділяється на кожен канал в телефонних мережах загального користування [5], занадто вузька для того, щоб комп'ютери могли без затримок обмінюватися даними за допомогою модемів.

1.2.2 Недоліки аналогового зв'язку

Передачу аналогового телефонного сигналу можна порівняти з пропусканням води через трубу. У міру того як водний потік проходить по трубі все далі, він все більше втрачає свою силу. Чим довше відрізок труби, пройдений водою, тим слабкіше її натиск і тим повільніше вона тече. Саме так аналоговий сигнал поступово слабшає (загасає) по мірі віддалення від передавача. Це вірно як для сигналів, що посилюються по мідних проводах або коаксіальному кабелю, так і для сигналів радіо та високочастотного зв'язку. Сигнал зустрічає опір середовища (мідь, коаксіальний кабель, повітря), через яку він проходить, і це викликає його затухання. Крім ослаблення, аналоговий сигнал схильний до впливу електромагнітних завад, або шумів. Лінії електропередача, трансформатори, потужні електромотори – всі ці пристрої генерують шуми у формі електричних сигналів, накладаються на переданий аналоговий сигнал. Потріскування під час телефонної розмови і є результатом дії таких шумів на аналогових лініях зв'язку.

Для подолання опору середовища та зменшення загасання застосовують спеціальні пристрої (підсилювачі), які періодично посилюють аналоговий сигнал. Цей процес не обходиться без проблем. В аналогових каналах зв'язку підсилювач не може відрізнити випадковий електричний сигнал (заваду) від переданого. Тому відбувається посилення як завади, так і корисного сигналу, через що люди чують тріск у слухавці. Однак у більшості випадків вони все ж можуть зрозуміти, що їм говорить співрозмовник. Але при передачі фактичних даних посилення завади може призвести до серйозних перекручувань інформації.

1.3 Цифрові сигнали

1.3.1 Класифікація сигналів

Сигнал можна класифікувати як детермінований (за відсутності невизначеності відносно його значення в будь-який момент часу) або випадковий, у протилежному випадку. Детерміновані сигнали моделюються

математичним виразом $x(t) = 5 \cos 10t$. Для випадкового сигналу такий вираз написати неможливо. Втім, при спостереженні випадкового сигналу (також званого випадковим процесом) протягом досить тривалого періоду часу, можуть відзначатися деякі закономірності, які можна описати через ймовірності і середнє статистичне. Така модель, у формі імовірнісного опису випадкового процесу, особливо корисна для опису характеристик сигналів і шумів у системах зв'язку.

Періодичні та неперіодичні сигнали. Сигнал $x(t)$ називається періодичним в часі, якщо існує постійне $T_0 > 0$, таке, що задовольняє виразу (1.1)

$$x(t) = x(t + T_0), \quad \text{для } -\infty < t < \infty \quad (1.1)$$

де через t позначено час. Найменше значення T_0 , яке задовольняє цю умову, називається періодом сигналу $x(t)$. Сигнал, для якого не існує значення T_0 , задовольняючого рівняння (1.1), називається неперіодичним.

Аналогові та дискретні сигнали. Аналоговий сигнал $x(t)$ є безперервною функцією часу, тобто $x(t)$ однозначно визначається для всіх t . Електричний аналоговий сигнал виникає тоді, коли фізичний сигнал (наприклад, мова) деяким пристроєм перетворюється в електричний.

Сигнали, виражені через енергію або потужність. Електричний сигнал можна представити як зміна напруги $v(t)$ або струму $i(t)$ з миттєвою потужністю $p(t)$, яка подається на опір R :

$$p(t) = v^2(t)/R \quad (1.2)$$

чи

$$p(t) = i^2(t)/R \quad (1.3)$$

1.3.2 Переваги цифрового зв'язку

Цифровий зв'язок має ряд переваг у порівнянні з аналоговим. Розглянемо основні переваги цифрових методів передачі перед аналоговими.

Висока завадостійкість. Представлення інформації в цифровій формі дозволяє здійснювати регенерацію (відновлення) цих символів при передачі їх по лінії зв'язку, що різко знижує вплив завад і спотворень на якість передачі інформації.

Слабка залежність якості передачі від довжини лінії зв'язку. У межах кожного регенераційної ділянки спотворення переданих сигналів виявляються нікчемними. Довжина регенераційної ділянки та обладнання регенератора при передачі сигналів на великі відстані залишаються практично такими ж, як і у випадку передачі на малі відстані.

Стабільність параметрів каналів ЦСП. Стабільність та ідентичність параметрів каналів (залишкового загасання, частотної та амплітудної характеристик тощо) визначаються в основному пристроями обробки сигналів в аналоговій формі. Оскільки такі пристрої становлять незначну частину обладнання ЦСП, стабільність параметрів каналів у таких системах значно вище, ніж в аналогових.

Ефективність використання пропускну здатності каналів для передачі дискретних сигналів. При введенні дискретних сигналів безпосередньо в груповий тракт ЦСП швидкість їх передачі може наближатися до швидкості передачі групового сигналу. При використанні тимчасового методу ущільнення, швидкість передачі різко зростає.

Можливість побудови цифрової мережі зв'язку. Коли параметри каналів практично не залежать від структури мережі, що забезпечує можливість побудови гнучкої розгалуженої мережі, що володіє високими і якісними показниками.

Високі техніко-економічні показники. Передача і комутація сигналів в цифровій формі дозволяють реалізовувати обладнання на єдиних апаратних платформах. Це дозволяє різко знижувати трудомісткість виготовлення обладнання, значно знижувати його вартість, споживану енергію і габарити. Крім того, істотно спрощується експлуатація систем і підвищується їх надійність.

На відміну від аналогових, цифрові сигнали передаються не як хвилі, а в двійковому вигляді, або у вигляді бітів. Така властивість цифрового формату, в якому передбачаються тільки два стани – сигнал є і сигналу немає, дозволяє отримувати і відтворювати звуки в їх первозданній чистоті. З цифровими сигналами це може бути зроблено з високим ступенем надійності. Набагато важче точно відтворити хвилю, здатну приймати самі різні форми, на відміну від біта, який може мати лише два значення – «увімкнено» і «вимкнено».

Як аналоговим, так і цифровим сигналам властива нестабільність при передачі. Обидва сигналу зі збільшенням дальності поширення слабшають, загасають і піддаються впливу завад. Однак цифрові сигнали піддаються корекції та відновленню краще, ніж аналогові.

Крім чистоти передачі аудіосигналів, цифровий зв'язок забезпечує пересилання даних з меншим числом помилок. В аналогових лініях, де відбувається посилення і сигналу завади, приймаючі пристрої можуть інтерпретувати цей сигнал як біт інформації. Ті, хто використовують модеми для обміну даними, часто отримують зіпсовану інформацію. У цифрового зв'язку сигнал завади відкидається і тому перекручення і помилки при передачі даних спостерігаються рідше.

Крім забезпечення кращої якості передачі, цифрові з'єднання відрізняються від аналогових ще й великою швидкістю. Це пояснюється тим, що цифрові сигнали передавати простіше, ніж аналогові. Цифрові сигнали – завжди або одиниці, або нулі, в той час як аналогові сигнали являють собою хвилі найрізноманітнішої форми. І якщо максимальна швидкість, з якою аналогові модеми можуть працювати на прийом даних, досягає 56 000 біт / с, а на передачу – 33600 біт / с, то новітні типи цифрових маршрутизаторів передають інформацію з терабітними швидкостями (1 терабіт = 1 трлн. біт).

1.3.3 Класифікація цифрових методів підвищення якості і розбірливості мови

Мовні сигнали, з якими доводиться мати справу на практиці, завжди в тій чи іншій мірі зашумлені. У тих випадках, коли шум має значну інтенсивність, його наявність може істотно спотворити результати обробки, аналізу або розпізнавання мови. До теперішнього часу розроблено дуже велика кількість різних методів цифрової обробки зашумлених мовних сигналів.

Основним типом шумів, для методів, представлених в огляді, є адитивний шум. Можна виділити наступні групи методів цифрової обробки зашумлених мовних сигналів:

- методи адаптивної компенсації завад;
- методи, засновані на використанні математичних моделей мовних сигналів у часовій області (наприклад, авторегресійна модель мовного сигналу і рекурентні алгоритми оцінки параметрів мовного сигналу);
- методи, засновані на використанні математичних моделей мовних сигналів в частотній області (оцінювання мінімальної середньоквадратичної помилки, Марковські моделі сигналу і шуму);
- методи, засновані на використанні спектральних характеристик шуму (віднімання амплітудних спектрів, Вінеровська фільтрація);
- методи, засновані на використанні моделей штучних нейронних мереж;
- методи, засновані на моделях сприйняття мови людиною.

Перейдемо до розгляду конкретних методів цифрової обробки зашумлених мовних сигналів.

1.3.3.1 Адаптивні компенсатори завад

Цей клас методів цифрової обробки зашумлених сигналів заснований на використанні, крім власне завади сигналу, який підлягає очищенню, також одного або декількох опорних сигналів – сигналів, які корельовані з

шумовим сигналом і некорельовані (або слабо корельовані) з корисним сигналом, який підлягає виділенню. За допомогою опорних сигналів формується сигнал, який є оцінкою завади. Цей сигнал потім віднімається з завади сигналу і результат цієї операції розглядається як оцінка незашумленим сигналу. На рисунку 1.2 представлена схема адаптивного компенсатора завад, який використовує один опорний сигнал [6].

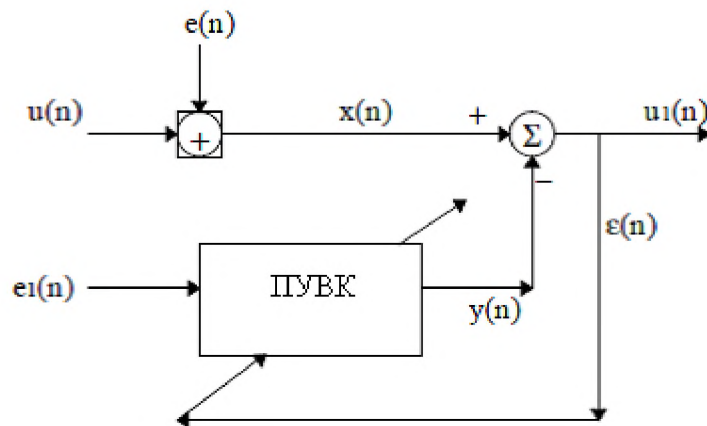


Рисунок 1.2 – Схема адаптивного компенсатора завад

Де $u(n)$ – дискретний відлік корисного сигналу в момент часу n , $n = 0, 1, 2, \dots$, $e(n)$ – шумовий сигнал, $e1(n)$ – опорний сигнал, $\varepsilon(n)$ – сигнал помилки, $u1(n)$ – вихідний сигнал компенсатора, ПУВК – пристрій управління ваговими коефіцієнтами.

Найбільш важливою частиною адаптивного компенсатора завад є пристрій керування ваговими коефіцієнтами - лінійний фільтр, через який пропускається опорний сигнал $e1(n)$. Завдання адаптивної компенсації завади $e(n)$ зводиться до підбору коефіцієнтів фільтра таким чином, щоб мінімізувати енергію сигналу на виході компенсатора $u1(n)$. У цьому випадку буде максимізоване вихідне відношення сигнал / шум. Мінімізація енергії зазвичай здійснюється на основі градієнтних методів пошуку екстремуму функцій багатьох змінних. Відомо, що адаптивні компенсатори завад дозволяють значно поліпшити якість зашумлених сигналів на кілька десятків децибел, але вимога наявності опорного сигналу суттєво звужує їх область

застосування. У багатьох додатках цифрової обробки мовних сигналів (наприклад, при реставрації архівних записів або в криміналістиці), опорного сигналу, принаймні, в явному вигляді, не має. Тому для застосування методів адаптивної компенсації завад опорний сигнал в таких випадках доводиться отримувати на основі непрямих міркувань, пов'язаних з особливостями мовного сигналу, а сам адаптивний компенсатор в цьому випадку буде однією із складових частин більш складного алгоритму виділення мовного сигналу.

1.3.3.2 Методи, засновані на використанні статистичних моделей мовних сигналів у часовій області

Клас методів цифрової обробки зашумлених мовних сигналів, який заснований на побудові математичних моделей мовних сигналів і обробці мовних сигналів з використанням цих моделей швидко розвивається і в даний час ці методи приводять до найуспішніших результатів. Завдання виділення мовного сигналу з суміші з шумом у разі використання досить адекватної моделі зводиться до оцінки будь-яким чином параметрів цієї моделі і наступним синтезом або фільтрації мовного сигналу фільтром, побудованим на основі або за допомогою оцінених параметрів. Одними з найбільш перспективних методів у цьому класі є методи статистичної фільтрації в тимчасовій області. Фільтрація мовного сигналу, модельованого авторегресією, здійснюється при цьому методами теорії оптимального оцінювання, наприклад, за допомогою побудови оптимального лінійного фільтра Калмана. Припустимо, що деяка лінійна система зі змінними параметрами збуджується шумовим сигналом $w(k)$, де k – індекс, що відповідає дискретному часу. Співвідношення між вихідним сигналом системи $x(k)$ (вектором стану) і сигналом збудження $w(k)$ у момент часу $k = 1$ буде мати вигляд:

$$x(k) = F(k + 1, k)x(k) + G(k)w(k) \quad (1.4)$$

У формулі (1.4) передбачається, що сигнали x і w - векторні величини, компоненти яких є випадковими величинами. Матриці $F(k+1,k)$ і $G(k)$ характеризують стан системи у відповідні моменти часу. Припустимо далі, що вектор стану невідомий і потрібно провести його оцінку по спостережуваних (до моменту часу k включно) величинам $z(k)$ (спостереженнями), які пов'язані з вектором стану $x(k)$ співвідношенням:

$$z(k) = H(k)x(k) + v(k) \quad (1.5)$$

де $v(k)$ – шум спостереження, який необхідно відфільтрувати.

1.3.3.3 Методи, засновані на обробці мовного сигналу з використанням апарату прихованих Марковських моделей

Іншим класом методів обробки зашумлених мовних сигналів заснованих на використанні статистичних моделей мовного сигналу є методи, в яких мовний сигнал моделюється прихованим Марковським ланцюгом. Тобто для моделювання мовного сигналу використаний найбільш ефективний для розпізнавання мови підхід. Відомо, що методи фільтрації, які традиційно використовуються (віднімання спектрів або фільтр Вінера), не використовують фонетичну інформацію, яка переноситься мовним сигналом. Нещодавні дослідження показали, що знання та застосування в процесі обробки фонетичної структури сигналу призводить до поліпшення якості фільтрації. Тому цілком природним є застосування в процесі очищення мовного сигналу від шумів його статистичної моделі у вигляді прихованого Марковського ланцюга, який пов'язаний з фонетичною структурою сигналу. Ідея реалізації такого підходу полягає в тому, що спочатку, по запису не зашумленого мовного сигналу будуються статистичні моделі одиниць мовного потоку (фонів або більш широких класів звуків). Після того, як статистична модель для безлічі станів сигналу побудована, по ній можна розрахувати оптимальний фільтр Вінера. При обробці зашумленого мовного сигналу спочатку оцінюється (за відфільтрованим на попередньому кроці

сигналом) поточний стан Марковській моделі, відповідно до якого вибирається оптимальний фільтр, який потім використовується для фільтрації сигналу і отримання чергової оцінки.

Алгоритм фільтрації виглядає наступним чином:

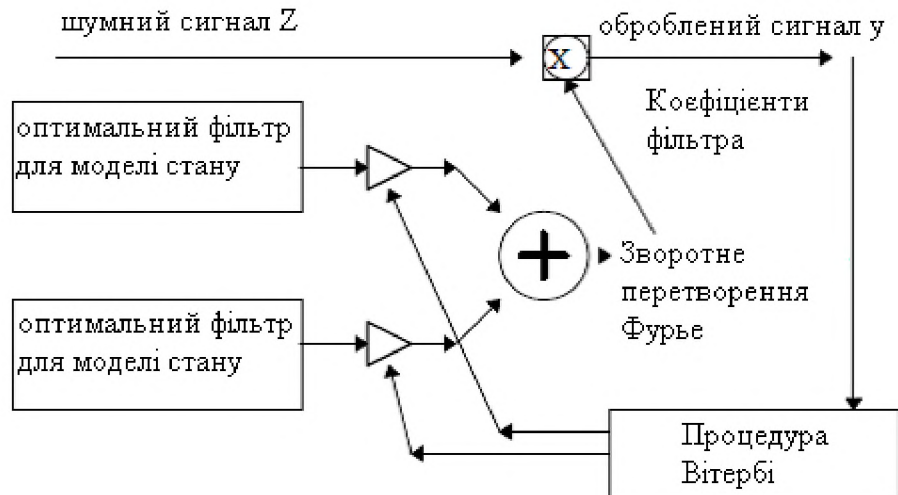


Рисунок 1.3 – Алгоритм фільтрації мовного сигналу з використанням прихованої Марковської моделі

Слід зазначити, що явним недоліком підходу є необхідність мати апіорну інформацію про можливі типи шумів (у вигляді попередньо навчених Марковських моделей станів). Типів можливих шумів, для різних практично важливих умов, багато і вимога наявності заздалегідь обчислених моделей представляється мало здійсненною. Крім того, відомо, що якість обробки сигналу погіршується в тих випадках, коли завада має істотно нестационарний характер. У зв'язку з цим подальший прогрес у цьому напрямку може бути досягнутий за рахунок використання більш гнучких способів моделювання завад.

1.3.3.4 Методи, засновані на використанні, окремих характерних властивостей мовного сигналу

До методів цього типу належать, насамперед, клас методів обробки зашумлених мовних сигналів, які використовують квазіперіодичність мовного сигналу. Перша група методів використовує періодичність мовних сигналів для побудови адаптивного компенсатора завад, за допомогою якого

обробляється зашумлений мовний сигнал. Передбачається, що вихідний мовний сигнал $s(n)$ суворо періодичний з періодом T , кратним частоті дискретизації, а випадковий адитивний шум $v(n)$ некорельований з $s(n)$. В якості опорного сигналу для адаптивної компенсації завади використовується рівняння $r(n) = z(n) - z(n + T), n = \dots, -1, 0, +1, \dots$.

Відношення сигнал / шум може бути збільшено на 7 - 10 дБ, проте розбірливість відфільтрованої мови при цьому трохи знижується. Друга група методів, що використовують періодичність дзвінких звуків, заснована на уявленні сигналу в кепстральних областях. У цьому випадку періодичний характер мовного сигналу використовується для синтезу адаптивної гребінки фільтрів.

Як відомо, періодичність дзвінких звуків виражається в частотній області в тому, що їх спектр має лінійчатий характер, причому сусідні піки (спектральні максимуми) відстоять один від одного на інтервал (в частотній області) рівний частоті основного тону. Тому, якщо гребінка фільтрів така, що гармоніки основного тону (спектральні піки) потрапляють в смуги пропускання, то можна розраховувати на підвищення якості мовного сигналу. У тимчасовій області фільтрацію мовного сигналу гребінкою фільтрів з рівно рознесеними за частотою каналами можна представити співвідношенням (1.6):

$$y(n) = \sum_{k=-L}^{L} L_a(k) s(n - kT), n = \dots, -1, 0, 1, \dots; -L \leq k \leq L \quad (1.6)$$

Експериментальне дослідження адаптивної гребінки фільтрів показало, що досягнення поліпшення якості мовного сигналу невелике, а в тих випадках, коли завада носить структурований характер, фільтрація такого роду гребінкою фільтрів взагалі неефективна.

Фільтрація мовного сигналу полягала в тому, що перед вибуховими звуками вставляється коротка пауза, смичка, а приголосна «с» фільтрується спеціально підібраним фільтром. Випробування показали, що така обробка підвищує розбірливість мовних сигналів. Істотним недоліком запропонованої

методики є необхідність у апріорної інформації про місцезнаходження вибухових звуків і звуку «с».

1.3.3.5 Методи, засновані на оцінці спектральних характеристик шуму

Найбільш часто використовуваними методами, заснованими на використанні спектральних характеристик шуму, є методи, що реалізують різні модифікації алгоритму віднімання амплітудних спектрів. В якості обґрунтування цих методів наводяться наступні міркування.

Якщо стаціонарний сигнал $s(t)$, $t = \dots -1, 0, 1, \dots$ зі спектральною щільністю потужності $P_{ss}(i\omega)$ спотворений адитивним стаціонарним шумом $n(t)$ зі спектральною щільністю потужності $P_{nn}(i\omega)$, який передбачається некоррельованим з $x(t)$, то спектральна щільність потужності завади сигналу $x(t) - P_{xx}(i\omega)$ дорівнює :

$$P_{xx}(i\omega) = P_{ss}(i\omega) + P_{nn}(i\omega) \quad (1.7)$$

Отже спектральна щільність потужності корисного сигналу $s(n)$ може бути оцінена як:

$$P_{ss}(i\omega) = P_{xx}(i\omega) - P_{nn}(i\omega) \quad (1.8)$$

У силу нестационарності мовних сигналів використовувати співвідношення (1.8) безпосередньо не можна. На практиці, при обробці мови на досить коротких ділянках, наприклад, квазістаціонарних ділянках голосних звуків, величини $P_{xx}(i\omega)$, $P_{nn}(i\omega)$ апроксимують за допомогою усереднених квадратів короточасних амплітудних спектрів спостережуваного сигналу і шуму. Спектр шуму при цьому повинен бути оцінений в моменти пауз. Отримана таким чином оцінка відповідає квадрату амплітудного спектру сигналу. Відновлення мовного сигналу в тимчасовій області здійснюється за допомогою зворотного перетворення Фур'є, причому фазовий спектр для відновленого сигналу береться таким же, як і у спостережуваного сигналу. Дослідження якості та чіткості мовлення,

отримані в результаті застосування описаної методики, показали, що в тих випадках, коли шум або завада мають стаціонарний (або квазістаціонарний) характер і їх спектр має гармонійну структуру, досягається значне на слух підвищення, як якості так і розбірливості мови. Однак, у випадку шумів зі спектральними характеристиками, які швидко змінюються, така обробка малоефективна.

На думку аудиторів, така мова звучить чистіше та приємніше (незважаючи на наявність характерних ефектів обробки – так званих «музичних тонів», що полягають у випадкових короточасних викидах в спектрі обробленого сигналу) ніж до обробки, проте помітного підвищення розбірливості у разі адитивних широкосмугових шумів не відбувається, хоча відношення сигнал /шум підвищується на 3 - 6 дБ.

У цілому, методи, засновані на відніманні спектрів вважаються одними з кращих – вони призводять до задовільних результатів обробки і не вимагають великих обчислювальних ресурсів. Що ж до «музичних тонів», які істотно погіршують сприйняття обробленого сигналу, то для їх придушення розроблені різні алгоритми, засновані на емпіричних і евристичних міркуваннях.

До класу методів, заснованих на оцінці спектральних характеристик шуму, відносяться також методи корекції спектра мовного сигналу, побудовані на Вінеровській фільтрації [7]. У цих методах зашумлений мовний сигнал $z(n)$ фільтрується фільтром з частотною характеристикою, розрахованою з умови мінімізації середньоквадратичної помилки фільтрації.

Як було згадано, одним з основних недоліків спектрального віднімання є наявність артефактів в обробленому сигналі. «Музичні тони» істотно погіршують якість сигналу, тому не дивно, що одним із пріоритетних напрямків у розвитку цього підходу стало створення постпроцесорів, що знижують ефект музичних тонів без подальших викривлень у сигналі. У більшості випадків мова йде про пост-обробку сигналу в спектрально – тимчасовій області.

1.3.3.6 Метод оцінювання мінімальної середньоквадратичної помилки

Описаний алгоритм, як і віднімання спектрів, заснований на оцінці амплітудного спектру сигналу. Серед інших методів фільтрації, що припускають наявність тільки одного мікрофона, алгоритми, засновані на мінімумі середньоквадратичної помилки, є одними з найбільш корисних. Їх використання призводить до значного скорочення рівня шуму в сигналі без внесення залишкових спотворень типу «музичних тонів». Припустимо, що $s(t)$ і $b(t)$ позначають, відповідно, мовний сигнал і адитивний шум, а $y(t)$ – спостережуваний сигнал, тобто $y(t) = s(t) + b(t)$. Нехай також $S(i\omega)$, $B(i\omega)$ і $Y(i\omega)$ позначають відповідно спектральні компоненти мовного сигналу, шуму і завади сигналу, оцінені на інтервалі аналізу, на якому передбачається квазістаціонарність мовного сигналу. Оцінка амплітудного спектру сигналу по мінімуму середньоквадратичної помилки визначається з двох наступних (апостеріорного та апріорного) локальних відносин сигнал / шум:

$$SNR_{post}(f) = \frac{|Y(i\omega)|^2}{E\{|B(i\omega)|^2\}} \quad (1.9)$$

$$SNR_{prio}(f) = \frac{E\{|S(i\omega)|^2\}}{E\{|B(i\omega)|^2\}} \quad (1.10)$$

Передавальна функція шумопригнічувача визначається формулою (1.11):

$$N(i\omega) = \frac{\Lambda(i\omega)}{1 + \Lambda(i\omega)} \cdot N_0(i\omega) \quad (1.11)$$

де $\Lambda(i\omega)$ – це узагальнене відношення правдоподібності, яке бере до уваги величину невизначеності присутності корисного сигналу (мови) у зашумленому сигналі.

Наведені формули виведені при неявному припущенні, що апіорне відношення сигнал / шум відомо. Однак, у реальних умовах цей параметр апіорі невідомий, при цьому він оцінюється співвідношенням (1.12):

$$SNR_{prio}(t, iw) = (1 - \beta)P[SNR_{post}(t, iw) - 1] + \beta \frac{|S(t - 1, iw)|^2}{P_B(iw)} \quad (1.12)$$

де t – індекс часу;

P – позначає операцію кліпінгання півхвилі.

Параметр β обирається з емпіричних міркувань і зазвичай $\beta = 0.98$.

У нещодавно проведених дослідженнях стверджується, що значною мірою перевага методу оцінювання мінімальної середньоквадратичної помилки над методами типу Вінеровської фільтрації або віднімання амплітудних спектрів пов'язана саме з введенням апіорної оцінки сигнал / шум у кожній спектральній смузі. У зв'язку з цим, були запропоновані модифікації стандартних підходів (Вінеровської фільтрації, віднімання амплітудних спектрів і оцінок максимальної правдоподібності) які використовують апіорні відношення сигнал / шум, що призвело до істотного поліпшення результатів фільтрації.

1.3.3.7 Методи, засновані на штучних нейронних мережах

Розробка апарата штучних нейронних мереж призвела до появи нового типу алгоритмів для обробки зашумлених мовних сигналів, заснованих на використанні моделей нейронних мереж. Подібних робіт поки ще небагато й одержувані в цьому напрямку результати поки гірше, ніж досягаються більш традиційними методами, проте, оскільки нейронні мережі мають потенційно величезними можливостями по непараметричному моделюванню різних типів густин, можна очікувати в цьому напрямку появи потужних алгоритмів фільтрації.

Дослідження властивостей багат шарового персептрона як нелінійного фільтра в тимчасовій області виконано в 1996 році. В якості завади розглядався адитивний гауссовський шум і нелінійний шум, що моделює

артефакти низькошвидкісного кодера. Персептрон навчався на зашумленому сигналі, роль сигналу – вчителя виконував чистий сигнал (етап навчання).

В якості мовного матеріалу використовувалися записи голосного «е»

Найкращі результати були продемонстровані на тришаровому персептроні (на кожному шарі по 60 нейронів): поліпшення відношення сигнал / шум склало 3 дБ для шуму кодека і 6 дБ для білого шуму при початковому рівні сигнал / шум = 7.4 дБ.

1.3.3.8 Методи, засновані на використанні закономірностей сприйняття мови людиною

Деякі алгоритми аналізу мовних сигналів засновані на використанні властивостей слухового аналізатора людини. В основі розвитку цього класу методів лежить твердження, що аналіз мови, заснований на моделі слуху людини, буде, можливо, більш успішним, ніж аналіз, заснований на досить абстрактних моделях мовотворення або статистичних Марковських моделях. Зокрема, стверджується, що системи цифрової обробки мовних сигналів, побудовані на таких принципах, будуть стійкішими.

У роботі Laughans, яка багато в чому зумовила появу такого алгоритму попередньої обробки мовного сигналу як RASTA, описано експериментальне дослідження нової методики обробки зашумлених мовних сигналів, яка заснована на гіпотезі про те, що слух людини найбільш чутливий до модуляції сигналу з частотою 2-3 герца. Оскільки адитивний шум зменшує модуляційну глибину, то один із способів підвищення розбірливості мови полягає в тому, щоб штучно збільшити модуляційну глибину сигналу в певному діапазоні частот. Експериментальна перевірка цієї методики виявила, що істотного збільшення розбірливості мовного сигналу можна домогтися шляхом збільшення модуляційної глибини мовного сигналу до зашумлення. Застосування ж методу до зашумлення сигналу розбірливості мови не підвищило.

Одним з найбільш специфічних механізмів слуху є ефект маскування в слуховій системі, який багато в чому визначає властивості завадостійкості.

Оскільки традиційні методи фільтрації типу віднімання спектрів або оптимального середньоквадратичного оцінювання супроводжуються наявністю пост – процесорних спотворень сигналу, основним напрямом використання моделей ефекту маскування, є їх використання в якості додаткових блоків, що імітують маскування слабких сигналів більш сильнішими в критичних смугах слуху.

Одним з часто вживаних на практиці методів обробки зашумлених мовних сигналів є фільтрація цих сигналів смуговими або режекторним фільтрами. Якщо спектральні характеристики шуму відомі заздалегідь, то цей метод скоріше можна віднести до класу методів, що використовують апріорні відомості про спектральні характеристики шуму.

У роботі [8] описано експериментальне дослідження методики поліпшення розбірливості мови в умовах, які заважають диктору. Відновлення мовлення здійснювалося фільтром по спектральній обвідній зашумленого мовного сигналу і траєкторії частоти основного тону голосу диктора. Цей метод привів до помітного поліпшення якості мовного сигналу, а на думку аудиторів, знайомих зі змістом мовного повідомлення, також поліпшив розбірливість мови.

Потенційно дуже багатообіцяючі результати отримані при випробуваннях систем аналізу і обробки зашумлених мовних сигналів, побудованих на представленні мовних сигналів за допомогою так званих хвильових функцій – вейвлетів. Хвильовий (вейвлетний) аналіз мови широко застосовується при аналізі та обробці мовних сигналів останні 10 – 15 років.

Основна ідея запропонованого методу фільтрації нав'язана властивостями працездатності по відношенню до завад, якими володіє людська аудиторна система і полягає в моделюванні вже згаданого ефекту маскування, коли слухова система підсумовує сигнали в критичних смугах і, при одночасній

присутності двох сигналів різного рівня, сигнал з більш високим рівнем пригнічує сигнал меншого рівня.

Характеристики методу оцінювалися суб'єктивними методами, за допомогою прослуховування записів вихідного і обробленого сигналу. При цьому аудитор поступово додавав до обробленого мовного сигналу шум до тих пір, поки перцептивно отримуваний сигнал не ставав таким же гучним як і вихідний зашумлений сигнал. Рівень шуму, який необхідно було додати до обробленого сигналу (щоб отримати такий же за якістю сигнал, як і до обробки), був мірою якості обробки.

Тестування виконувалося на шести типових для систем мовної технології шумах: гауссовському шумі, транспортному шумі (запис з вуличного перехрестя), короткочасних вимкненнях описаних шумів (40 переривань в секунду), шуму немовного походження, записаного зі старого фонографа та мовного шуму, згенерований як сума п'яти висловлювань, взятих з мовної бази даних. Для кожного типу шуму робилося вісім тестових записів з різним рівнем шуму.

Застосування викладеної методики забезпечило виграш близько 26 децибел (рівень суб'єктивно доданого шуму) у разі гауссовського шуму, 18 децибел у разі мовної завади і 20 – 22 дб в інших випадках. У результаті випробувань на зібраній базі даних було з'ясовано, що виграш при використанні методу складає не менше 18 дб. Ці результати видаються досить високими і заслуговують на увагу.

Як було зазначено, підвищення якості та комфортності звучання очищеного сигналу зовсім не означає поліпшення його розбірливості. Однією з причиною такого стану є те, що більшість із запропонованих методів орієнтовані на придушення шуму, а не на виділення корисного мовного сигналу. Як результат, придушення шуму в перехідних сегментах мови і низькочастотних смугах незначний і не супроводжується поліпшенням розбірливості.

Порівняно недавно був розроблений клас ітеративних алгоритмів завадоподавлення, орієнтованих на краще використання характерних властивостей мовних сигналів. Результатом стало істотне поліпшення (за результатами суб'єктивних тестів типу попарного порівняння) якості обробки сигналу в умовах завад типу білого та рожевого шумів. Для оцінки параметрів моделі сигналу була запропонована ітераційна процедура оцінювання за методом максимуму апостеріорної ймовірності.

1.4 Висновок

Огляд методів підвищення якості і розбірливості зашумлених мовних сигналів показує, що існує багато різних підходів до обробки зашумленої мови. Така різноманітність методів обумовлено як важливістю проблеми так і відсутністю достатньо надійних методів її вирішення. Об'єктивне порівняння цих методів і вибір найбільш прийнятних зробити вельми скрутно, оскільки перед системами корекції мовних сигналів ставляться різні завдання. Наприклад, можна в якості головного критерію використовувати підвищення розбірливості мови, допускаючи при цьому можливість спотворень в тембрі голосу або появи артефактів у вигляді структурованого шуму. Можна поставити метою зниження стомлюваності аудиторів або збереження натуральності голосу диктора, що досягається в основному за рахунок підвищення якості мовного сигналу. Нарешті, можуть бути відомі заздалегідь важливі апріорні данні, наприклад, тип або параметри шуму, характеристики голосу диктора, нарешті, гіпотези про тексті, що також може визначальним чином вплинути на вибір методу фільтрації.

Важливо відзначити, що універсальних методів обробки, які однаково добре боролися б з істотно нестационарними і стационарними, адитивними та мультиплікативними шумами, істотно підвищували б якість і одночасно розбірливість мови, зараз немає, і можливо не буде. Слід зазначити, що спостерігається зворотна тенденція: якщо порівнювати системи обробки зашумленої мови за двома показниками – підвищенню якості звучання

мовних сигналів та підвищенню розбірливості, то системи, які підвищують якість і натуральність звучання, швидше за все знижують розбірливість і навпаки, підвищення розбірливості призводить до зниження якості та натуральності звучання. Тому, багато методів фільтрації потрібно розглядати як взаємодоповнюючі. Розглядаючи останні тенденції в області обробки зашумлених сигналів, слід особливо виділити вищі результати, отримані за рахунок використання математичних моделей мовних сигналів (авторегресійні приховані Марковські моделі), а також використання нейроподібних структур (багатошаровий персептрон) для фільтрації адитивних стаціонарних шумів, хоча перші результати в цьому напрямку програють більш традиційним методам типу мінімальної середньоквадратичної оцінки.

Метою даної кваліфікаційної роботи є підвищення точності апроксимацій та фільтрації сигналів складної форми в системах зв'язку. Для виконання мети необхідно вирішити наступні задачі:

- 1 Проаналізувати методи та алгоритми адаптивної фільтрації сигналів в телекомунікаційних системах.
- 2 Визначити залежність точності апроксимації та фільтрації складних сигналів від параметрів вейвлет мережі та алгоритмів її навчання.
- 3 Розробити алгоритм адаптивної фільтрації. Оцінити ефективність запропонованого алгоритму.

2 СПЕЦІАЛЬНА ЧАСТИНА

2.1 Огляди алгоритмів LMS

В адаптивній обробці сигналів структура процесу скорегована чи адаптована, щоб відстежити зміни в оптимальному рішенні і забезпечити поліпшену поведінку або дію згідно з деякими необхідним критеріям. Типовий підхід для адаптивних алгоритмів фільтрації заснований на класичному методі мінімізації середньоквадратичної помилки, яка включає в себе використання тимчасових середніх, кінцевої довжини фільтрів. Рисунок 2.1 представляє конфігурацію цієї системи і її основну функцію. Система складається з адаптивного f_n фільтра кінцевої імпульсної характеристики (КИХ), який оказує дію на вхідну послідовність $x(n)$, щоб відтворити вихідний сигнал $y(n)$. Фільтр розроблений так, щоб вихідний сигнал був наближений до необхідної відповіді $d(n)$. Оцінка помилки $e(n)$, яка використовується для того, щоб керувати коефіцієнтами фільтра, є різницею між необхідним вихідним сигналом і сигналом ефективної вихідної потужності адаптивної системи [9].

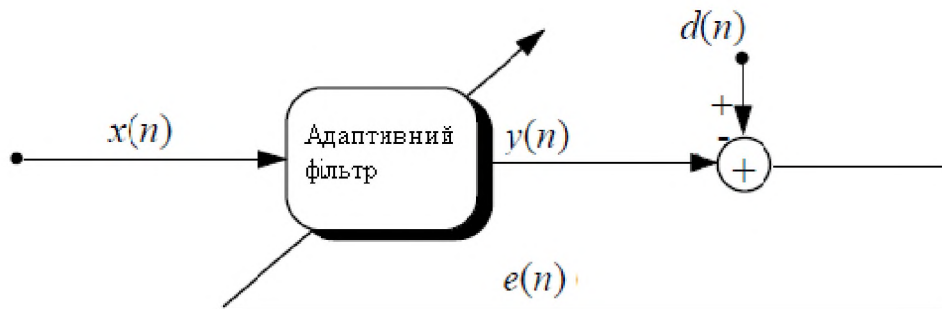


Рисунок 2.1 – Основна адаптивна система фільтрації

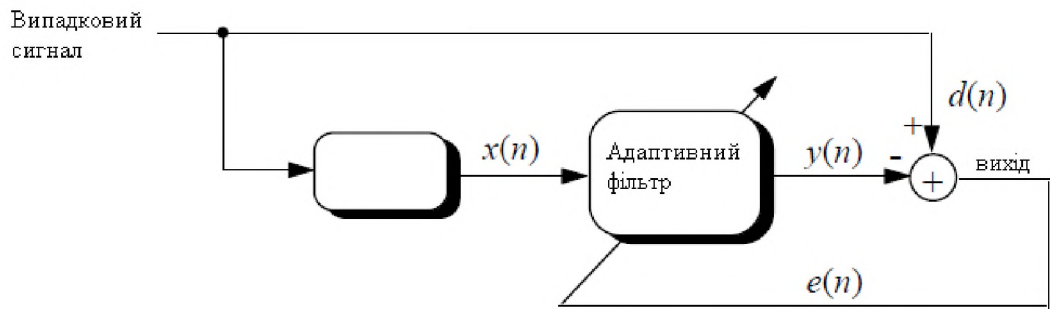
Основна адаптивна структура фільтра рисунка 2.1 служить ядром багатьох адаптивних додатків фільтрації, як показано на рисунку 2.2. Додаток прогнозу на рисунку 2.2 (а), використовується, щоб оцінити поточну величину випадкового вхідного сигналу від його минулих значень. Ясно, що потрібний сигнал поточного вхідного сигналу і затриманий варіант

поточного вхідного сигналу подається на адаптивний фільтр. Прогноз використовується в кодуванні сигналу та шумоподавленні.

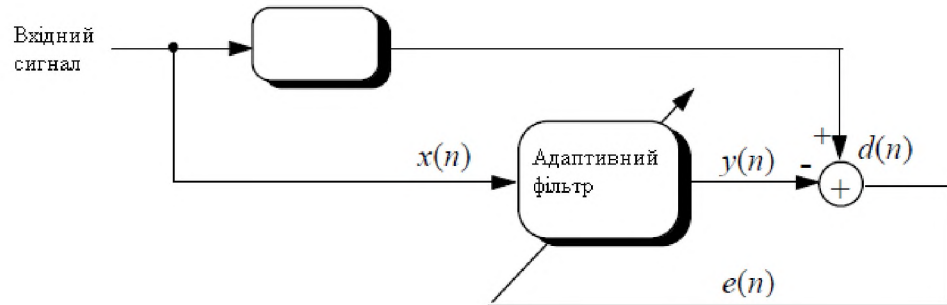
Застосування системи ідентифікації на рисунку 2.2 (б) використовується, щоб забезпечити лінійну модель, яка представляє найкращу відповідність невідомій установці. Установою і адаптивним фільтром управляє той же широкосмуговий вхідний сигнал. Вхідний сигнал надає необхідну відповідь для адаптивного фільтра, який апроксимує перехідну характеристику установки. Після адаптації сигналу його передавальну функцію апроксимує адаптивний процесор. Ідентифікація та моделювання може бути використано для моделювання повільно змінюючихся в часі сигналів. Приклади застосування включають в себе моделювання багатопроменевого каналу і автоматичне регулювання посилення (AGC), що використовуються в радіо – та телевізійних приймачах.

Зворотне приложення моделювання на рисунку 2.2 (в) використовується, щоб забезпечити зворотну модель і оцінити невідомий сигнал. Адаптивний фільтр намагається відновити затриманий вхідний сигнал. В ідеалі, у зворотній моделі є функція передачі, що дорівнює зворотній величині функції передачі сигналу. Адаптивна корекція – приклад програми, яка використовується для знаходження зворотного перетворення згортки перетворювача, і усунення міжсимвольної інтерференції від майбутніх комунікаційних символів даних.

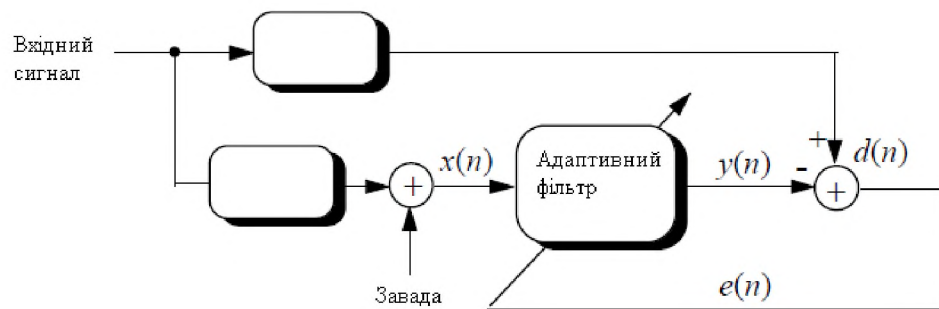
Нарешті, рисунок 2.2 (г) ілюструє, що адаптивний процесор застосовується до інтерференції скасування. Мета адаптивного фільтру полягає в тому, щоб скасувати невідому інтерференцію, що містилася у вхідному джерелі пошкодженим шумом, і робити висновок, який наближено нагадує справжній сигнал.



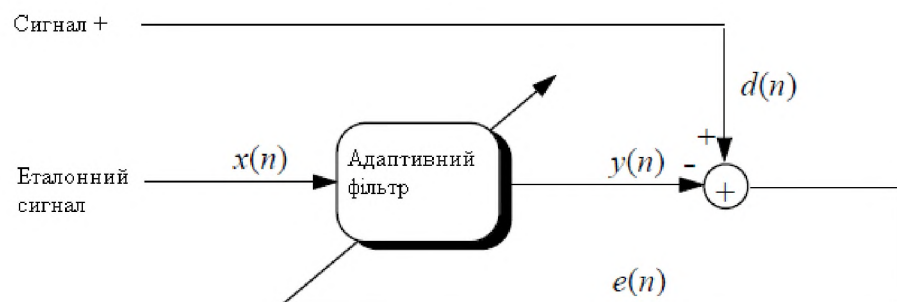
(а)



(б)



(в)



(г)

Рисунок 2.2 – Адаптивні програми фільтрації: (а) прогноз; (б) ідентифікація; (в) вирівнювання (моделювання інверсії); (г) інтерференційне скасування

Опорний сигнал використовується, як введення до адаптивного фільтру. Адаптивна інтерференція скасування використовується в усуненні луни, радарної поляриметрії і адаптивному формуванні променя.

2.1.1 Найменша кількість середніх квадратичних адаптивних фільтрів

Рисунок 2.1 представляє структуру найменшої кількості середніх квадратичних (LMS) адаптивних фільтрів. Припустимо, що набір коефіцієнтів імпульсної характеристики фільтра буде $f_n(j)$, де $j = 0, 1, 2, \dots, L-1$ за демонстраційним індексом n . З точки зору векторної нотації коефіцієнти фільтра \underline{f}_n можуть бути записані так:

$$\underline{f}_n = [f_n(0), f_n(1), \dots, f_n(L-1)]^T \quad (2.1)$$

Саме так введення $x(n)$, може бути записаний з точки зору вектора даних \underline{x}_n як на формулі (2.2):

$$\underline{x}_n = [x(n), x(n-1), \dots, x(n-L+1)]^T \quad (2.2)$$

На виході фільтра $y(n)$ виражається у вигляді лінійної суми згортки, формула (2.3а):

$$y(n) = \sum_{i=0}^{L-1} f_n(i) \cdot x(n-i) \quad (2.3a)$$

або у векторній формі (2.3б):

$$y(n) = \underline{f}_n^T \cdot \underline{x}_n \quad (2.3б)$$

Похибка визначається за формулою (2.4):

$$e(n) = d(n) - y(n) \quad (2.4)$$

Для випадкових вхідних послідовностей, мета полягає в тому, що б звести до мінімуму цей вираз, отримуємо вираз (2.5):

$$J = \frac{1}{2} E\{e^2(n)\} \quad (2.5)$$

де E – оператор очікування. Для детермінованих послідовностей J є:

$$J = \frac{1}{2} \sum_n e^2(n) \quad (2.6)$$

де відстань n , як правило, визначається довжиною вхідної послідовності даних L .

Мінімізація здійснюється шляхом диференціювання J щодо кожного коефіцієнта $f(j)$ і прирівнювання результату до нуля. Наприклад, диференціація випадкової послідовності введення в рівняння (2.5) дає:

$$\frac{\partial J}{\partial f(j)} = E \left(e(n) \cdot \frac{\partial e(n)}{\partial f(j)} \right) \quad (2.7)$$

Використовуючи рівняння (2.4) і (2.3), маємо:

$$\frac{\partial e(n)}{\partial f(j)} = -x(n-j) \quad (2.8)$$

таким чином був отриманий вираз (2.9):

$$\frac{\partial J}{\partial f(j)} = \sum_i r_{xx}(j-i) \cdot f(i) - r_{xd}(j) \quad (2.9)$$

де $r_{xx}(ji)$ – автокореляція від вхідного сигналу $x(n)$ і визначається за формулою (2.10):

$$r_{xx}(j-i) = E(x(n-i)x(n-j)) \quad (2.10)$$

$r_{xd}(ji)$ є кросскорреляцією між вхідним сигналом $x(n)$ і бажаним результатом $d(n)$, визначається за формулою (2.11):

$$r_{xd}(j) = E(x(n-j)d(n)) \quad (2.11)$$

Передбачається, що $x(n)$ і $r(n)$ стаціонарні в широкому сенсі. Прирівнюючи рівняння (2.9) до нуля отримуємо вираз (2.12а):

$$\sum_i r_{xx}(j-i)f(i) = r_{xd}(j) \quad (2.12a)$$

або, у векторній формі, вираз (2.12б):

$$R\underline{f} = \underline{g} \quad (2.12 б)$$

де R є матрицею коефіцієнтів автокореляції $r = r_{xx}$, вираз (2.13):

$$R = \begin{bmatrix} r(0) & r(1) & \dots & r(L-1) \\ r(1) & r(0) & \dots & \vdots \\ \vdots & \vdots & \dots & r(1) \\ r(L-1) & r(L-2) & \dots & r(0) \end{bmatrix} \quad (2.13)$$

Та \underline{g} дорівнює (2.14):

$$\underline{g} = [r_{xd}(0), r_{xd}(1), \dots, r_{xd}(L-1)]^T \quad (2.14)$$

Зверніть увагу, що автокореляція послідовності $r(i) = r(-i)$ відбувається таким чином, що елементи кожної діагоналі R ідентичні. Така $(L \times L)$ матриця називається Теплиця. Крім того, рівняння (2.12) утворюють систему лінійних рівнянь відому як, система нормальних рівнянь. Рішення нормальних рівнянь дає оптимальний фільтр відомий як, мінімум середньоквадратичної помилки або просто як фільтр найменших квадратів. Таким чином, оптимальне рішення представлено у вигляді виразу (2.15):

$$\underline{f}_{opt} = R^{-1}\underline{g} \quad (2.15)$$

Проте (2.15) не може бути легко використано, особливо в умовах реального часу, так як матриця R і вектор \underline{g} повинні бути спочатку оцінені, а потім R повинна бути звернена. Набагато простіше ітераційні формули, для вирішення, їх можна знайти за допомогою наближеного алгоритму, формула (2.16):

$$\underline{f}_{n+1} = \underline{f}_n - \mu_n \nabla J_n \quad (2.16)$$

де \underline{f}_n позначає оновлення k – го вектора коефіцієнтів фільтра, μ_n – розмір кроку, і ∇J_n – визначає напрям пошуку алгоритму. ∇J_n – це градієнт середнього квадрата помилки індексу продуктивності J стосовно коефіцієнта фільтра \underline{f}_n . ∇J_n визначається, як (2.17):

$$\nabla J_n = \frac{\partial J}{\partial \underline{f}_n} = \left[\frac{\partial J}{\partial f_n(0)}, \frac{\partial J}{\partial f_n(1)}, \dots, \frac{\partial J}{\partial f_n(L-1)} \right]^T \quad (2.17)$$

Рівняння (2.17) так само, як і рівняння (2.9) потрібно записати у векторній формі (для стаціонарного процесу), формула (2.18):

$$\nabla J_n = R \underline{f}_n - \underline{g} \quad (2.18)$$

Таким чином, за допомогою рівнянь (2.16) і (2.18), вирішених за допомогою ітераційних формул найменших квадратів фільтра, коефіцієнти фільтра можуть бути адаптовані до загальних змін у навколишньому середовищі вхідного сигналу, вираз (2.19):

$$\underline{f}_{n+1} = \underline{f}_n - \mu_n (R \underline{f}_n - \underline{g}_n) \quad (2.19)$$

Основна проблема такого підходу полягає в складності обчислень для R_n та \underline{g}_n . Щоб подолати цю проблему, градієнт ∇J_n необхідно замінити на $\nabla \hat{J}$ градієнт оцінки, заснований на миттєвому значенні квадрата помилки. Тобто:

$$\nabla \hat{J} = \frac{\partial \hat{J}}{\partial \underline{f}_n} = \frac{1/2 \partial e^2(n)}{\partial \underline{f}_n} \quad (2.20)$$

Отримана ітераційна формула відома як алгоритм найменших середніх квадратів (LMS). Фільтрація коефіцієнтів (оновлення формули) для алгоритму LMS відбувається за допомогою миттєвої оцінки в рівнянні оновлення, так що рівняння (2.16) стає:

$$\underline{f}_{n+1} = \underline{f}_n - \mu \cdot \nabla \hat{J} \quad (2.21)$$

Нехай розмір кроку адаптації μ постійний. Тепер оцінка продуктивності визначається за формулою (2.22):

$$\hat{J} = \frac{1}{2} e^2(n) = \frac{1}{2} (d(n) - \underline{f}_n^T \underline{x}_n)^2 \quad (2.22)$$

Як наслідок отримуємо вираз (2.23) і (2.24):

$$\nabla \hat{J} = e(n) \frac{\partial e(n)}{\partial \underline{f}_n} \quad (2.23)$$

і

$$\frac{\partial e(n)}{\partial \underline{f}_n} = -\underline{x}_n \quad (2.24)$$

Отже, рівняння (2.21) стає рівнянням (2.25):

$$\underline{f}_{n+1} = \underline{f}_n + \mu e(n) \underline{x}_n \quad (2.25)$$

2.1.2 Нормований алгоритм LMS

Нормований LMS (NLMS) алгоритм, вираз (2.26), використовується в багатьох приложеннях, де вхідні сигнали можуть викликати широке коливання рівнів потужності і викликати посилення градієнта шумової ефективності, яке в свій час впливає на стабільність, конвергенцію і стаціонарні властивості алгоритму LMS [10]. NLMS можуть бути отримані з рішення задачі оптимізації. Термін «нормований алгоритм LMS» був введений в 1980 році і є модифікацією форми LMS:

$$\underline{f}_{n+1} = \underline{f}_n + \mu \frac{e(n) \underline{x}_n}{\underline{x}_n^T \underline{x}_n} \quad (2.26)$$

Для того щоб уникнути ймовірності нульового розподілу в (2.26), рівняння може бути змінено на рівняння (2.27):

$$\underline{f}_{n+1} = \underline{f}_n + \mu \frac{e(n) \underline{x}_n}{\underline{x}_n^T \underline{x}_n + c} \quad (2.27)$$

де c є невеликою позитивною постійною.

Недоліком рівняння (2.27) є збільшення часу відгуку алгоритму. Дослідження показують, що для нульових середніх гауссовських входів, основний нормований алгоритм сходиться в середньому до методу найменших квадратів рішення (2.15). Тим не менш, нормований LMS також вимагає великих обчислювальних операцій.

2.2 Сигнал заснований на LMS

У цьому розділі сигнал, заснований на алгоритмі LMS, є забезпеченням спрощеного алгоритму із зниженими обчислювальними вимогами, зокрема, у високошвидкісних з'єднаннях, де на LMS обчислювальне навантаження занадто високе. Алгоритм може бути отриманий безпосередньо з функції помилки на основі міри абсолютного значення критерія, формула (2.28):

$$J = \sum_n |e(n)| \quad (2.28)$$

Алгоритм обчислення спрощує вимоги до обладнання, так як градієнт оцінки похибки функції (2.28) став знаком заданої функції (2.29):

$$\text{sgn}(e) = \frac{e}{|e|} = \begin{cases} 1 & e > 0 \\ 0 & e = 0 \\ -1 & e < 0 \end{cases} \quad (2.29)$$

Таким чином, адаптивні оновлення являють собою лише знак зміни величини сигналу помилки:

$$\underline{f}_{n+1} = \underline{f}_n + \mu \text{sgn}(e(n)) \underline{x}_n \quad (2.30)$$

Цей алгоритм іноді називають експериментальним LMS, або зазначений помилкою (SE), або просто зазначеним алгоритмом (SA). Крім того, деякі можливі варіанти сигналу на основі алгоритму були включені в багато комерційні адаптивні еквалайзери, які використовуються у високошвидкісних модемах. Варіації виходять при перетворенні інформації в сигнал помилки або вирівнюванні даних або в обох випадках.

2.3 Основи нейронних мереж

Нейронна мережа являє собою мережу пов'язаних між собою простих елементів обробки, наприклад, масштабування і фільтрація. Обробка елементів взаємодіють вздовж шляхів змінної сильними зв'язками, які якщо належним чином адаптовані можуть колективно прогнозувати складну бажану поведінку. Зовнішній вигляд штучних нейронних мереж (ШНМ) був натхненний біологічними дослідженнями про те, як працює мозок людини. Мозок являє собою мережу, що складається з близько 2,5 млрд. простих процесорів, званих нейронами, пов'язаних один з одним через структуровані відгалуження, звані аксонами та дендритами. Синапси - це підключення аксонів і дендритів одного нейрона до інших. Мета ШНМ імітувати нейрони мозку, пов'язуючи воедино безліч простих процесорів, званих штучними нейронами або вузлами. Змінні з'єднання сили, звані вагами, є реалізацією біологічних синапсів. Вочевидь, що нейронні мережі добре підходять для вирішення тієї ж проблем, як і мозок людини. Зокрема, нейронні мережі досягають успіху у визнанні, ідентифікації та класифікації типів проблем. Є кілька прикладів, де нейронні мережі можуть застосовуватися:

- радар і класифікація гідроакустичних сигналів;
- перетворення промови в текст. Була розроблена програма, яка навчилася читати текст і перетворити його в мову;
- VLSI технології. Відносно невеликі і прості топології нейронних мереж значно спрощують дизайн і схему VLSI;
- у біомедичних приложеннях. Нейронні мережі знаходять безліч застосувань в медичній класифікації та діагностики, наприклад, щоб класифікувати реакцію клітин крові на антитіла;
- управління технологічним процесом;
- розпізнавання символів;

- вірус захисту. IBM використовує нейронні мережі для виявлення нових вірусів та викорінення їх автоматично за допомогою "штучної імунної" системою для комп'ютерів;
- інвестиції і торгівля. Morgan Stanley & Fidelity Investments компанії використовують нейронні мережі для пошуку закономірностей в акції, валютні курси і т.д.

2.3.1 Нейронне моделювання

У спробі моделювати певні можливості мозку, Warren McCulloch і Walter Pitts створили спрощену модель біологічного нейрона в 1943 році і називали її McCulloch - Pitts моделлю, вона складається з декількох входів і одного виходу з центральним процесором (CPU). Рисунок 2.3 показує модель цього нейрона:

$$y = f \left(\sum_{i=1}^N w_i x_i - v_t \right) \quad (2.31)$$

де x_i – вхідний сигнал, $i = 1, 2, 3, \dots, N$;

w_i – вага синапса;

v_t – порогове значення або зсув;

f – функція активації;

y – вихідний сигнал нейрона.

Порогове значення v_t використовується для того щоб забезпечити зміщення функції активації f . McCulloch і Pitts не подали жодної метод, через який вузол або нейрон може самостійно налаштувати або адаптувати свої синаптичні ваги в навчанні зразком. У 1949 році Хебб запропонував просту математичну формулу (2.32), яка може адаптивно змінити вагу нейрона пропорційно до діяльності між перед- і пост- синаптичними нейронами:

$$\Delta w_i(n) = \mu y(n) x_i(n) \quad (2.32)$$

де μ позитивна, постійна швидкість навчання в будь – який час n .

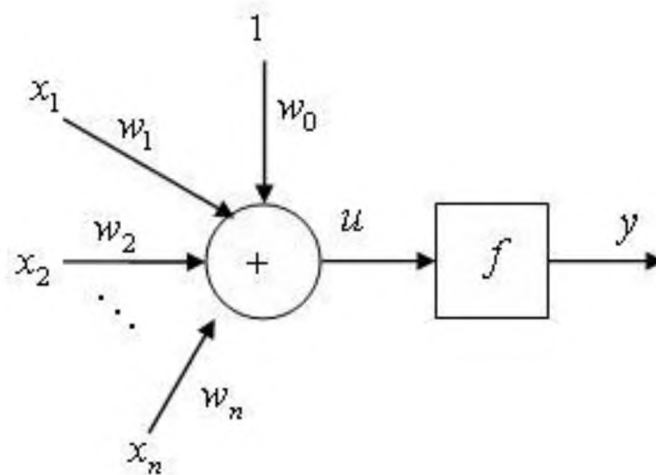


Рисунок 2.3 – McCulloch - Pitts модель нейрона

2.3.2 Персептрон

У 1958 році Rosenblatt продемонстрував деякі практичні додатки з використанням персептрона. Персептрон іноді називають одношаровою мережею прямого поширення. Мережа здатна до лінійного поділу вхідних векторів у структурі класу гіперплощини. Лінійна асоціативна пам'ять є прикладом одного шару нейронної мережі. У таких програмах, мережа асоціює виходи шаблону (вектора) з вхідними шаблонами (векторами), а інформація зберігається в мережі в силу змін, внесених у синаптичних вагах мережі. Рисунок 2.4 ілюструє персептрон, який описується вище:

$$y_i = f\left(\sum_{j=1}^N w_{ij}x_j - v_t\right) \quad (2.33)$$

де $i = 1, 2, \dots, M$ (вихідні вузли);

$j = 1, 2, \dots, N$ (вхідні вузли).

Rosenblatt, вивів правило навчання, яке ґрунтується на тому, що вага коригується пропорційно помилки між вихідними нейронами і бажаними результатами. Вага адаптації визначається за формулою:

$$\Delta w_{ij} = \mu[d_i(n) - y_i(n)]x_j(n) \quad (2.34)$$

де $i = 1, 2, \dots, M$ (виходи);

$j = 1, 2, \dots, N$ (входи);

d_i є початковим виходом на i – ом вузлі в час n .

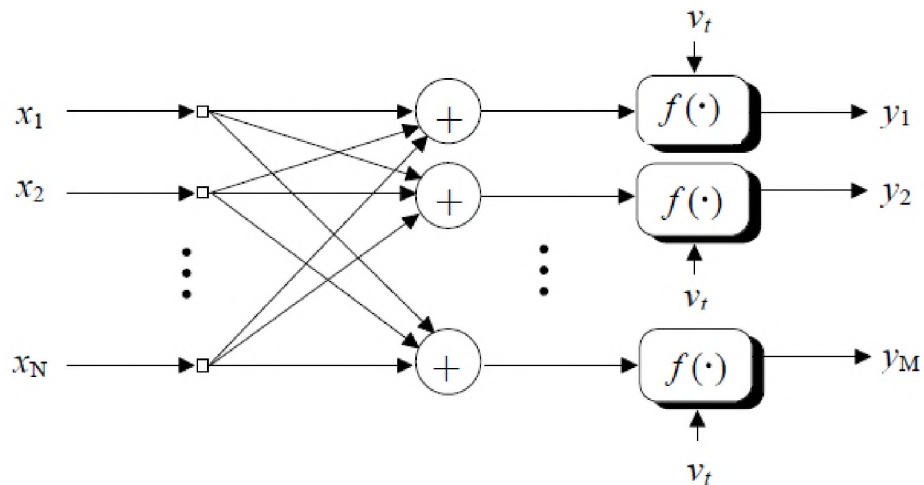


Рисунок 2.4 – Одношаровий перцептрон

2.3.2.1 Багатошаровий перцептрон

Для того щоб витягти вищого порядку статистичні дані, такі як реалізація простий XOR або XNOR логічної функції (без попередньої обробки блоку, який часто використовується в одному шарі перцептрона), був запропонований Мінським і Пейпертом в 1969 році нелінійний багатошаровий перцептрон (багатошарова мережа прямого поширення). У багатошаровий перцептрон (MLP) були введені додаткові приховані шари (приховані нейрони). Функція прихованих нейронів впроваджується між зовнішнім входом і виходом мережі. Рисунок 2.5 показує повністю зв'язок прямої подачі тришарового перцептрона з одним прихованим шаром і виходом. Джерело вузлів вхідного шару мережі складається з N елементів картини, які складають вхідні сигнали, що застосовуються до K нейронам у другому шарі або в першому прихованому шарі ($L = 1$). Вихідні сигнали нейронів M остаточного шару ($L = L$) мережі утворюють загальну реакцію мережі. Крім того, правильний вибір числа прихованих вузлів може бути розрахований спочатку для кращого узагальнення.

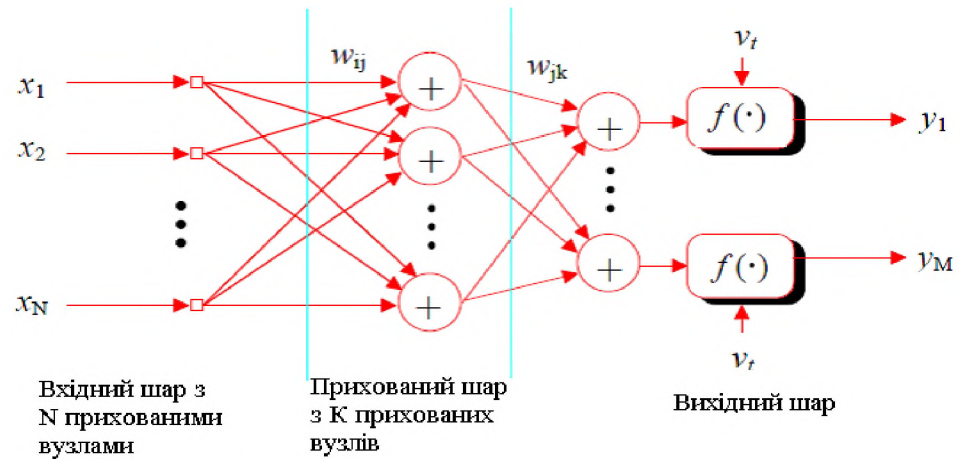


Рисунок 2.5 – Тришаровий перцептрон з одним прихованим шаром

Усі три нейронні мережеві архітектури описані досі, використовують функцію активації f , яка визначається як вихід нейрона з точки зору рівня активності на вході (в діапазоні від -1 до 1 або від 0 до 1). Таблиця 2.1 підсумовує основні типи функцій активацій. Найбільш практичними функціями активації є сигмоїдальна і гіперболічний тангенс функції, так як вони диференцовані.

Таблиця 2.1 – Загальні функції активації

Назва	Формула
Лінійна	$f(x) = kx$
Порогова	$f(x) = \begin{cases} 1 & x \geq 0 \\ 0 & x < 0 \end{cases}$
Раціональна	$f(x) = \begin{cases} \frac{x^2}{1+x^2} & x > 0 \\ 0 & -\infty < x \leq 0 \end{cases}$
Сигмоїдальна	$f(x) = \frac{1}{1+e^{-\alpha x}}, \alpha > 0$
Гіперболічний тангенс	$f(x) \tanh(\gamma x) = \frac{1 - e^{-2\gamma x}}{1 + e^{-2\gamma x}}, \gamma > 0$

2.3.3 Алгоритм зворотного поширення

Найпопулярніший і успішний метод навчання для багат шарових перцептронів, є алгоритм зворотного поширення. Розвитком алгоритму

зворотного поширення займалися Рамельхарт Хінтон і Вільямс в 1986 році. Алгоритм зворотного поширення – це ітеративний градієнтний алгоритм, який використовується з метою мінімізації середньоквадратичного відхилення поточного виходу багатошарового персептрона і бажаного виходу.

Алгоритм зворотного поширення використовується для навчання багатошарових нейронних мереж з послідовними зв'язками. Нейрони в таких мережах діляться на групи із загальним вхідним сигналом – шари. На кожен нейрон першого шару подаються всі елементи зовнішнього вхідного сигналу.

Всі виходи нейронів l – го шару подаються на кожен нейрон шару $l + 1$. Нейрони виконують зважене підсумовування елементів вхідних сигналів. До суми елементів вхідних сигналів, помножених на відповідні синаптичні ваги, додається зсув нейрона. Над результатом підсумовування виконується нелінійне перетворення – функція активації (передавальна функція). Значення функції активації є вихід нейрона. У мережах, яких навчають за методом зворотного поширення помилки можуть бути цілі чи дійсні вхідні сигнали. Вихідні сигнали мережі – це дійсні числа з інтервалу, заданого функцією передачі нейронів. Процедура зворотного поширення навчання представлена нижче (2.35):

$$E = \frac{1}{2} \sum_{j=1}^N \sum_{i=1}^M e_i^2(n) \quad (2.35)$$

де M – розмір вихідного простору;

N – кількість моделей навчання на вході;

n – число ітерацій.

$$e_i(n) = d_i(n) - y_i^{(L)}(n) \quad (2.36)$$

де L – остаточний прихований шар або вихідний шар

$$v_i^l(n) = \sum_{j=1}^N w_{ij}^{(l)}(n) y_j^{(l-1)}(n) \quad (2.37)$$

де $y_j^{(l-1)}(n)$ є функцією сигналу нейрона j у попередньому шарі $l - 1$ на ітерації n ;

$w_{ij}^{(l)}(n)$ – це вага нейрона i в шарі l , який подається від нейрона j в шарі $l - 1$.

Потім вихідний сигнал нейрона i подається в l шар:

$$y_i^{(l)}(n) = f(v_i^l(n)) \quad (2.38)$$

де f є функцією активації.

Якщо нейрон i знаходиться в першому прихованому шарі ($l = 1$), то встановимо $y_i^{(0)}(n) = x_i(n)$.

Зворотне обчислення називається локальною помилкою або локальним градієнтом (2.39):

$$\delta_i(n) = -\frac{\partial E_i}{\partial v_i} \quad (2.39)$$

Якщо функція активації вибирається функцією гіперболічного тангенса, то налаштувати ваги мережі в l шарі можливо згідно з узагальненим дельта – правилом за формулою (2.40):

$$w_{ij}^{(l)}(n + 1) = w_{ij}^{(l)}(n) + \mu \delta_i^{(l)}(n) y_j^{(l-1)}(n) \quad (2.40)$$

де μ є позитивною постійною швидкістю навчання, як правило, вона дорівнює 0.01.

Якщо після оновлення ваг, похибка E не мінімізувалася, нові ітерації не потрібні.

2.4 Вейвлет – фільтри

2.4.1 Вейвлет Морле

Основна функція вейвлета Морле є примноження базису Фур'є і вікна Гауса, формула (2.41):

$$h(t) = \exp(j\omega_0 t) \exp(-0.5t^2) \quad (2.41)$$

Вейвлет Морле має речову частину це Cos – Гаусса та уявну частину – Sin – Гаусса функції. Cos – Гаусса вейвлета є точною функцією. Перетворена Фур'є Cos – Гаусса вейвлет є гауссовскою функцією і набуває значення $+\omega_0$ і $-\omega_0$, відповідно формулі (2.42):

$$H(\omega) = \sqrt{\frac{\pi}{2}} (\exp[-0.5[\omega - \omega_0]^2] + \exp[-0.5(\omega + \omega_0)^2]) \quad (2.42)$$

Така функція точна і позитивно оцінюється. Рисунок 2.6 відображає ділянки графіка вейвлет Морле і Фур'є спектр, з $\omega_0 = 4$.

Морле сплески не задовольняють допустимого стану сплесків, це підтверджує вираз (2.43):

$$H(0) = \sqrt{2\pi} \exp(-0.5\omega_0^2) \neq 0, \quad (2.43)$$

це призводить до $c_h = +\infty$. Однак, якщо ω_0 досить велика, скажімо $\omega_0 = 4$, то $H(0)$ наближається дуже близько до нуля (0.00084) і може вважати рівними нулю в чисельному розрахунку.

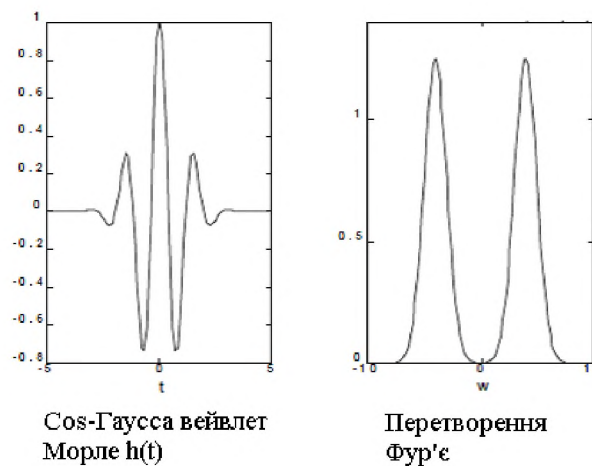


Рисунок 2.6 – Cos-Гаусса вейвлет Морле $h(t)$ та його перетворення Фур'є $H(\omega)$

2.4.2 Вейвлет Шеннона

Вейвлет Шеннона це материнський вейвлет, який генерує ортонормований базис для $L^2(\mathbb{R})$. Ці сплески преривані за частотою і, отже,

були поширені в часі. Для будь-якої функції $\phi(t) \in L^2(\mathbb{R})$, для утворення ортогонального базису, $\phi(t)$ повинна задовольняти умові ортонормованості (2.44):

$$\langle \phi(t - k), \phi(t - l) \rangle = \delta(k - l) \quad (2.44)$$

чи в області Фур'є (2.45):

$$\sum_{k=-\infty}^{\infty} |\Phi(\omega + 2k\pi)|^2 = 1 \quad (2.45)$$

Формування ортонормованого базису вимагає, що б перетворення Фур'є Φ мало компактні інтервали $L^2 [-\pi, \pi]$, тоді будь-яка функція $f(t)$ може бути виражена за формулою (2.46) як:

$$f(t) = \sum_{k=-\infty}^{\infty} f(k)\phi(t - k) \quad (2.46)$$

Аналогічним чином, якщо основна функція сплесків $h(t) \in L^2(\mathbb{R})$, задовольняє умови допустимості сплесків, і її перетворення Фур'є $h(t)$ задовольняє умові ортонормованості (2.44), маємо (2.47):

$$\sum_{k=-\infty}^{\infty} |H(\omega + 2k\pi)|^2 = 1 \quad (2.47)$$

Дискретні перенесення сплесків $h(tk)$ також утворюють ортонормований базис. Найпростіше рішення для (2.47) є:

$$H(\omega) = \begin{cases} 1 & \pi < |\omega| < 2\pi \\ 0 & \text{всі ост. випадки} \end{cases}$$

що приводить до сплесків Шеннона (2.48):

$$h_{Shannon}(t) = \frac{\sin 2\pi t - \sin \pi t}{\pi t} \quad (2.48)$$

Загалом, сплески Шеннона є реальною частиною гармонійних сплесків (2.49):

$$h(t) = \frac{\exp(j4\pi t) - \exp(j2\pi t)}{j2\pi t} \quad (2.49)$$

Сплески Шеннона зображені на рисунку 2.7.

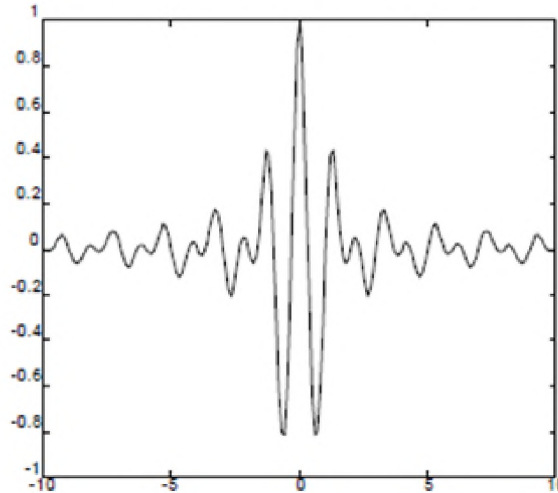


Рисунок 2.7 – Первісні сплески Шеннона

2.5 Вейвнет алгоритми

Вейвнет побудова, відображене на рисунку 2.8, наближає очікуваний сигнал $y(t)$ шляхом узагальнення лінійної комбінації набору сплесків похідної $h_{a,b}(t)$, де $h_{a,b}(t)$ є створеним розширенням a , та перенесення b , з сплесків первісної $h(t)$ (2.50):

$$h_{a,b}(t) = h\left(\frac{t-b}{a}\right) \quad (2.50)$$

Інверсія формули $f(t) = \frac{1}{c_h} \int_{-\infty}^{\infty} \int_{-\infty}^{\infty} W_f(a,b) h_{a,b}(t) \frac{da db}{a^2}$ не може бути виражена безпосередньо без кінцевих (фінітних) нейронних мереж (NN), але може бути приблизно реалізована за допомогою NNs топології з кінцевоприхованими одиницями. Це так, тому що більшість цілей обмежено в обох областях (тимчасовій і частотній). Припустимо, що функція виходу мережі задовольняє умові прийнятності, і мережі наближаються до мети.

Апроксимований сигнал мережі $\hat{y}(t)$ може бути представлений у вигляді формули (2.51):

$$\hat{y}(t) = u(t) \sum_{k=1}^K w_k h_{a_k, b_k}(t) \quad (2.51)$$

де K – число віконних сплесков, а w_k є ваговим коефіцієнтом.

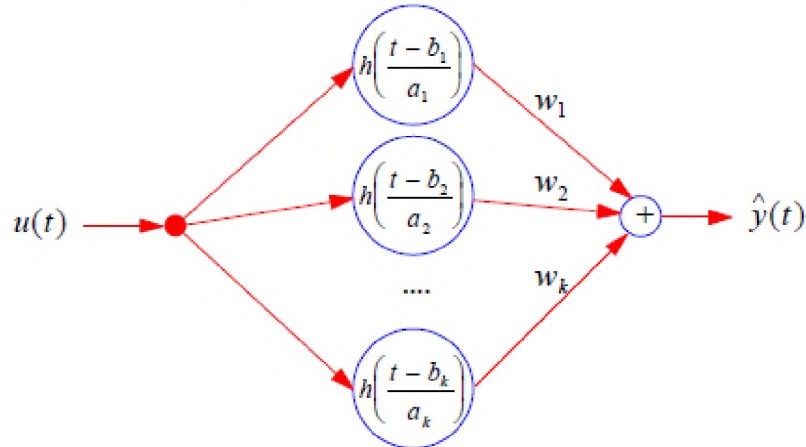


Рисунок 2.8 – Структура адаптивного Вейвнета

Параметри нейронних мереж w_k , a_k , та b_k , можуть бути оптимізовані в LMS сенсі, мінімізацією функції затримки або функцією енергії E , за весь час t . Таким чином, позначаючи формулою (2.52):

$$e(t) = y(t) - \hat{y}(t) \quad (2.52)$$

де $y(t)$ бажана (цільова) відповідь.

Функція енергії визначається по формулі (2.53):

$$E = \frac{1}{2} \sum_{t=1}^T e^2(t) \quad (2.53)$$

Щоб звести до мінімуму E ми можемо використовувати метод найшвидшого спуску, який вимагає градієнтів $\frac{\partial E}{\partial w_k}$; $\frac{\partial E}{\partial a_k}$; $\frac{\partial E}{\partial b_k}$, формули (2.54 – 2.56) для оновлення додаткових змін у кожному конкретному параметрі, w_k , a_k та b_k , відповідно. Для будь-яких сплесків первісної градієнти E наведені в таблиці 2.2:

$$\frac{\partial E}{\partial w_k} = - \sum_{t=1}^T e(t)h(\tau)u(t) \quad (2.54)$$

$$\frac{\partial E}{\partial b_k} = - \sum_{t=1}^T e(t)u(t)w_k \frac{\partial h(\tau)}{\partial b_k} \quad (2.55)$$

$$\frac{\partial E}{\partial a_k} = - \sum_{t=1}^T e(t)u(t)w_k \tau \frac{\partial h(\tau)}{\partial b_k} = \tau \frac{\partial E}{\partial b_k} \quad (2.56)$$

де

$$\tau = \frac{t - b_k}{a_k} \quad (2.57)$$

Поступове зміна кожного коефіцієнта це просто негативні значення їх градієнтів (2.58):

$$\Delta w = - \frac{\partial E}{\partial w}, \quad \Delta b = - \frac{\partial E}{\partial b}, \quad \Delta a = - \frac{\partial E}{\partial a} \quad (2.58)$$

Таким чином, кожен коефіцієнт w , b і a мережі оновлюється відповідно до правила (2.59) – (2.61):

$$\underline{w}(n+1) = \underline{w}(n) + \mu_w \Delta \underline{w} \quad (2.59)$$

$$\underline{b}(n+1) = \underline{b}(n) + \mu_b \Delta \underline{b} \quad (2.60)$$

$$\underline{a}(n+1) = \underline{a}(n) + \mu_a \Delta \underline{a} \quad (2.61)$$

де μ це фіксований параметр швидкості навчання.

Таблиця 2.2 – Вейвлет-фільтри та їх похідні

Назва фільтра	$h(\tau)$	$\frac{\partial h(\tau)}{\partial b}$
Морле	$\cos(\varpi_0 \tau) \exp(-0.5\tau^2)$	$\frac{1}{a} [\varpi_0 \sin(\varpi_0 \tau) \exp(-0.5\tau^2) + \tau h(\tau)]$
Шеннон	$\frac{\sin 2\pi\tau - \sin \pi\tau}{\pi\tau}$	$\frac{\pi(-\pi\tau \cos \pi\tau - 2\pi \cos 2\pi\tau + \sin \pi\tau + \sin 2\pi\tau)}{a(\pi\tau)^2}$

2.6 Вейвнети зі структурою НІХ

Вейвнет є локальною мережею, в якій функція виходу добре локалізована в тимчасовій і в частотній області. Крім того, подвійна локальна мережа може бути досягнута за рахунок комбінування вейвнет каскадної побудови з характеристикою нескінченного імпульсу (НІХ) [11]. Цикл НІХ періодично створює локальну структуру, яка забезпечує обчислювально-ефективний метод навчання системи, а відповідно, швидше показує менше часу, для досягнення мінімального помилкового критерію. Рисунок 2.9 показує структуру, яка наближає бажаний сигнал $y(t)$ шляхом узагальнення лінійної комбінації набору сплесків похідної $h_{a,b}(t)$, за допомогою каскадного розташування з періодичною

локальною мережею НІХ. Приблизний сигнал мережі $\hat{y}(t)$ може бути змодульований за виразом (2.62):

$$\hat{y}(t) = \sum_{i=0}^M c_i z(t-i)u(t) + \sum_{j=1}^N d_j \hat{y}(t-j)v(t) \quad (2.62)$$

де

$$z(t) = \sum_{k=1}^K w_k h_{a_k, b_k}(t) \quad (2.63)$$

K число сплесків, w_k це k -ий ваговий коефіцієнт, M і c_i є кількістю зворотного зв'язку затримки і коефіцієнтом НІХ фільтра, відповідно, N і d_j це кількість зворотного зв'язку затримки та коефіцієнт покрокового фільтра, відповідно. Сигнали $u(t)$ і $v(t)$ є вхідними і совхідними в систему в момент часу t , відповідно. Вхід $v(t)$, як правило, залишається невеликим для стабільності зворотного зв'язку. Таким чином, кожен вектор коефіцієнтів w , a , b , c , і d мережі оновлюється, як показано на рівняннях (2.59) – (2.61), і відповідно до правила, як на рівняннях (2.64) і (2.65):

$$\underline{c}(n+1) = \underline{c}(n) + \mu_c \Delta \underline{c} \quad (2.64)$$

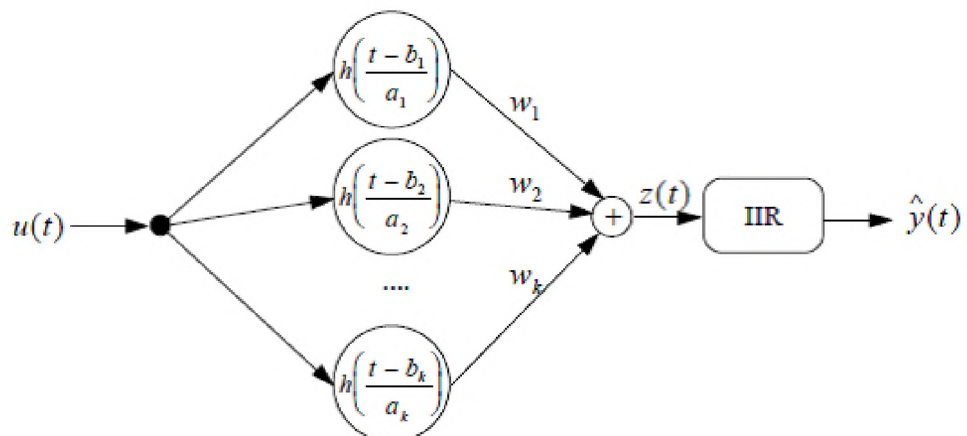
$$\underline{d}(n+1) = \underline{d}(n) + \mu_a \Delta \underline{d} \quad (2.65)$$

де індекс μ – значення швидкості навчання параметрів.

2.7 Стабільність НІХ адаптивної мережі

Загальною проблемою НІХ адаптивної мережі є проблема забезпечення стабільності та конвергенції. Зокрема, НІХ адаптивні мережі схильні до нестабільності, необмеженого росту адаптації коефіцієнтів. Крім того, рекурсивна адаптація коефіцієнтів створює рух, в результаті чого мережа стає нестійкою, навіть якщо адаптація є стабільною. Нарешті, черезмірне зменшення градієнтного алгоритму, який застосовується до мінімуму помилки, іноді застряє в локальному мінімумі. Незважаючи на ці недоліки потенціал НІХ адаптивних мереж такий, що інтерес до таких структур залишається високим. Зокрема, НІХ адаптивні мережі можуть найбільш бути корисні в ситуаціях, коли система має злегка загальмований прийом (синусоїдальний або близько синусоїдальних компонентів) [12].

Проблема потенційної адаптивної нестабільності може бути вирішена шляхом уникнення будь-яких оновлень, яке призводять до нестійкості системи або до послідовного зниження фактора швидкості навчання. Виходячи з цього, було запропоновано новий метод автоматичного створення адаптивного курсу навчання для досягнення оптимальної швидкості збіжності



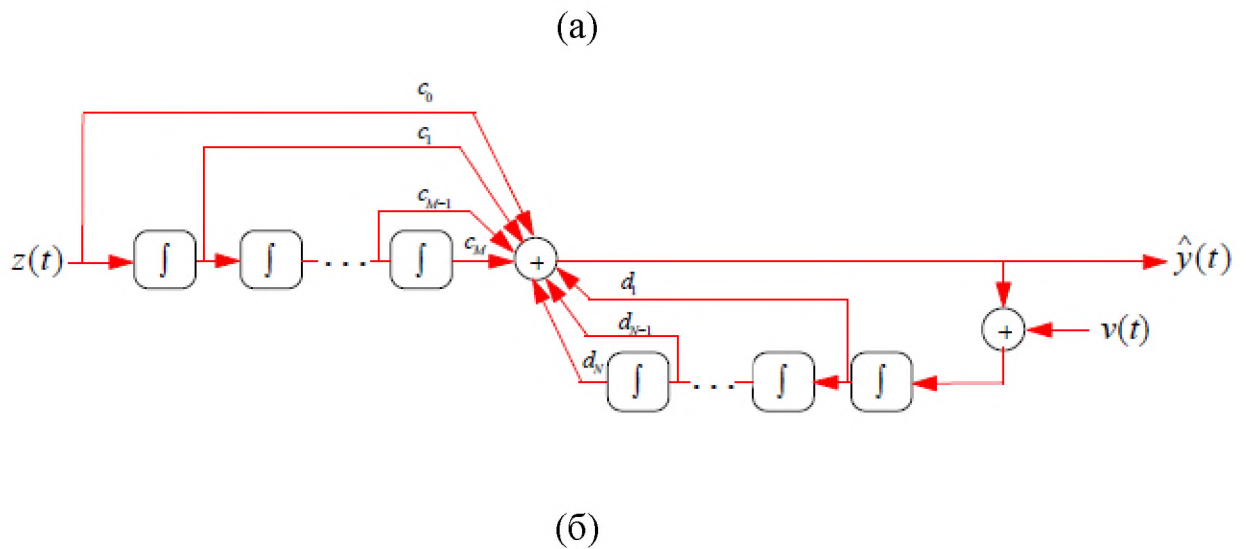


Рисунок 2.9 – НІХ адаптивного вейвлету мережової структури: (а) локальної мережі (б) НІХ моделі

2.8 Порівняння НІХ навчання

В даний час розглядається для порівняння процесів навчання між мережею вейвнет зі структурою НІХ і без структури НІХ блоку жіноча голосова фонема літери «а». Обидві структури мають однакові набори вихідних параметрів. Швидкість навчання параметрів вагової функції, масштабування, перенесення, коефіцієнти зворотного зв'язку НІХ і коефіцієнти прямого зв'язку фіксуються на 0.01, 0.05, 0.05, 0.02 і 0.02, відповідно. Засвоєння пакетного режиму з 50 вибірок даних адаптуються до тих пір, поки очікувана помилка в 0.03 не буде досягнута. Десять RASP1 материнських вейвлет фільтрів використовуються в обох мережах. Рисунки 2.10 та 2.11 ілюструють результати моделювання. Всі ділянки відбираються на кожній 5 ітерації, щоб забезпечити меншу щільність і пам'ять даних. Таблиця 2.5 підтверджує збіжність, так як число ітерацій мережі вейвнет з НІХ структурою стає менше, при досягненні більш тонкої нормованої помилки, ніж структура вейвнет без НІХ.

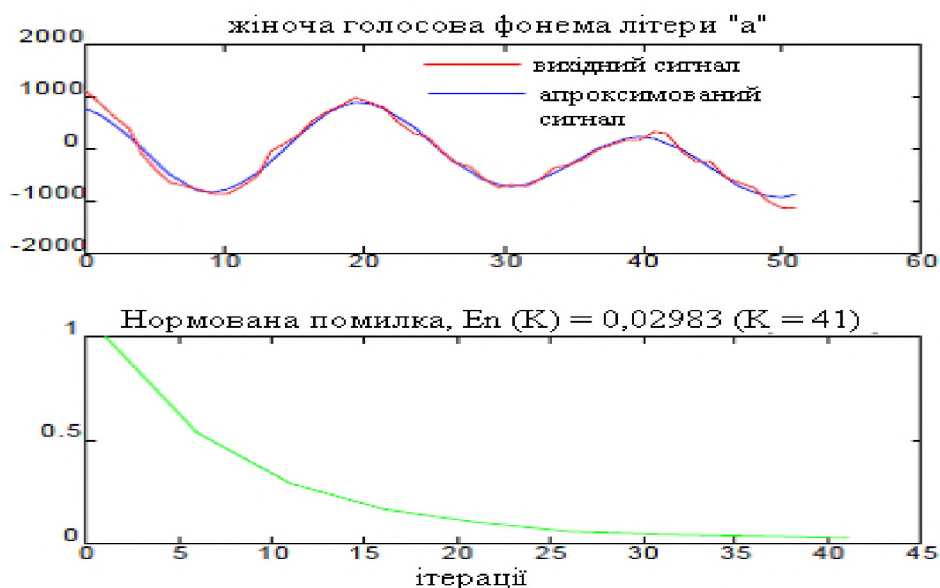


Рисунок 2.10 – Процес навчання вейвнет без блоків НІХ

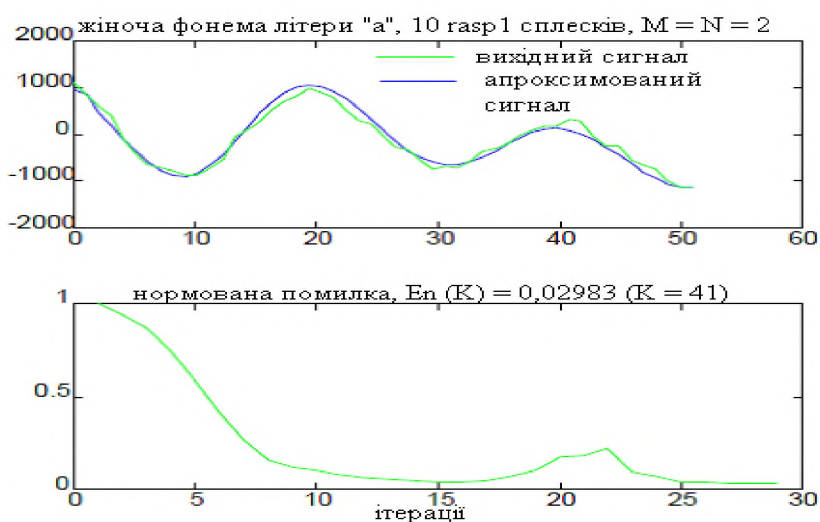


Рисунок 2.11 – Процес навчання вейвнет з блоком НІХ

Таблиця 2.5 – Порівняння кількості ітерацій необхідних для досягнення бажаної нормалізованої помилки для WaveNet мережі з 10 RASP1 сплесками

Бажана нормалізована помилка	Кількість ітерацій	
	Без блоку IIR	З блоком IIR
0.8	4	4
0.5	6	6

0.3	10	7
0.1	20	11
0.05	29	14
0.04	34	27
0.03	41	29

Рисунки 2.10 і 2.11 показують, що мережа WaveNet каскадної побудови зі структурою НІХ, що повторюється, може досягти більш швидкої збіжності (на 29-й ітерації), для досягнення бажаної допустимої похибки 0.03, у порівнянні з мережею без НІХ блоків. Нормованність помилки визначається як, $E_n(t) = \frac{\underline{e}^T \underline{e}}{(\underline{y}^T \underline{y})}$, де T транспонування вектора.

2.9 MLP порівняння навчання

MLP є глобальною мережею, яка оновлює свої вагові функції з кожною навчальною послідовністю в будь-якій даній точці у вихідному просторі. Як правило, алгоритм зворотного поширення (ВРР) використовується в методі навчання. Тим не менш, MLP з ВРР добре відомий своїми тривалими термінами підготовки, і повільною збіжністю, і його сприйнятливостю до локальних мінімумів [13]. Моделювання навчання MLP з ВРР алгоритмом і алгоритмом вейвнет будуть досліджені та порівняні по їх здатності до навчання. На рисунках 2.12 та 2.13 показані результати двох мереж апроксимуючих кусково-лінійну функцію. Її формула представлена нижче (2.66):

$$f(x) = \begin{cases} -2.186x & -10 \leq x < -2 \\ 4.246x & -2 \leq x < 0 \\ 10e^{-0.05x-0.5} \cdot \sin((0.03x + 0.7)x) & 0 \leq x \leq 10 \end{cases} \quad (2.66)$$

ВРР з адаптованим курсом навчання був використаний для отримання найкращих результатів для MLP. Три шари нейронної мережі прямого поширення, були задіяні два прихованих шари й один вихідний шар. Функція активації була виражена гіперболічним тангенсом, початкове навчання

склало 0.01, постійний імпульс був 0.75. Спочатку вагова функція адаптації була встановлена у випадковому порядку. Продуктивність ВРР відображено на рисунку 2.12, де сума квадратів помилки (SSE) на трьохтисячній ітерації була 0.7872. Рисунок 2.13 ілюструє результати навчання мережі вейвнет без локальної мережі НІХ. Сорок вейвлетів Морле були використані в прихованих нейронах. Фіксовані параметри навчання по 0.01, 0.001 і 0.001 були використані для оновлення вагової функції, масштабування і зрушень, відповідно. SSE від 0.06332 була досягнута всього за 100 ітерацій.

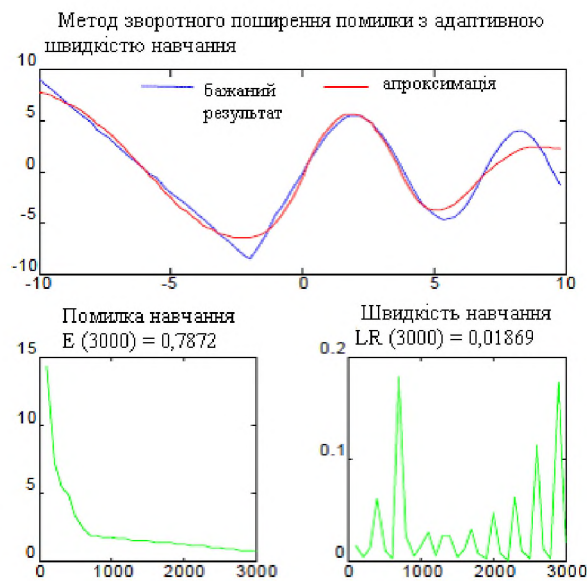


Рисунок 2.12 – MLP зі зворотним поширенням величин адаптивного навчання

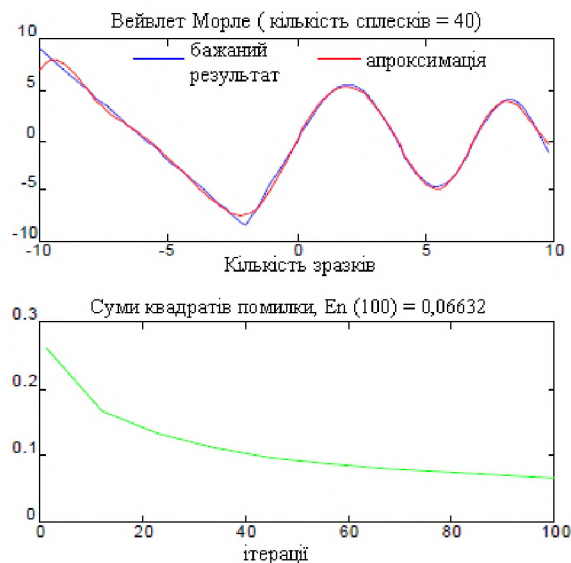


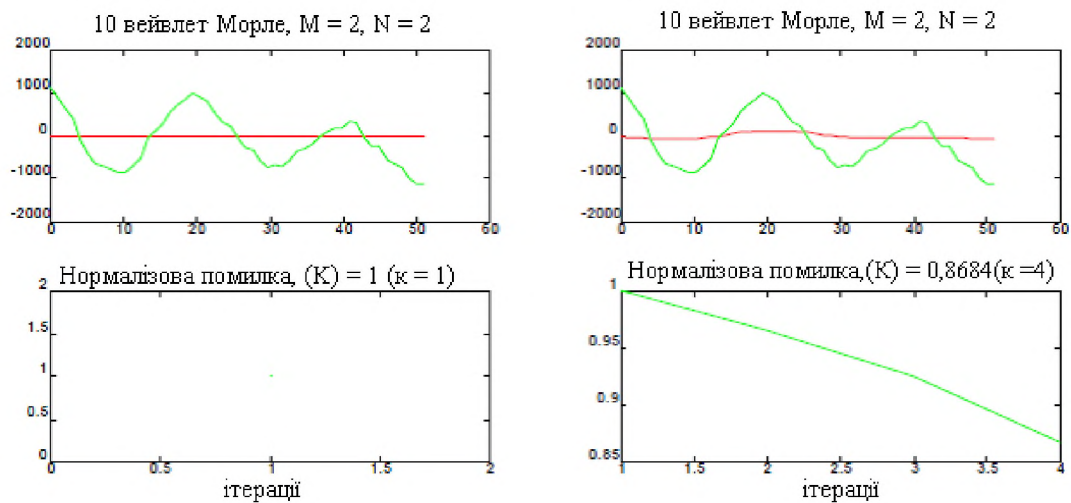
Рисунок 2.13 – Вейвнет мережа без НІХ локальної мережі

2.10 Моделювання невідомої функції

У цій частині буде показано, через експериментальне моделювання, як різні типи первісної функції вейвлет виконують навчання. Буде використовуватися жіноча голосова фонема літери «а» з розподіленням бітів в діапазоні від 16300 і до 16350, мережею WaveNet з різними розмірами і типами сплесків первісної для наближеного виразу даних. Так само реалізована НІХ структура з прямим зв'язком коефіцієнтів $m = 2$ і коефіцієнтами зворотного зв'язку $n = 2$. Сплески це ортогональні базисні функції, вони можуть бути додані або видалені по одному без необхідності оновлення параметрів раніше розміщених базисних функцій. Ці сплески призводять до поступового поліпшення при низьких обчислювальних витратах. Крім того, вейвлети місцевих базисних функцій, які забезпечують менше перешкод, ніж глобальні, призводять до нескладної залежності в нейронної мережі параметрів. Якщо припустити, що підготовка даних стаціонарна і досить повна, хороші показники звичайно досягаються з невеликою швидкістю навчання. Таким чином, всі швидкості навчання параметрів ваги, масштабування, перекладу, НІХ коефіцієнтів прямого зв'язку і коефіцієнтів зворотного зв'язку фіксуються на 0.01, 0.05, 0.05, 0.02 і 0.02 відповідно. Всі початкові вагові функції w_k і a_k масштабування встановлені на 0 і 10, відповідно. Занадто вузька установка a_k може призвести до збільшення конвергенції. Початкові НІХ коефіцієнти c і d повинні бути встановлені таким чином, щоб система мала полюса всередині одиничного кола, при цьому обидва встановлені на 0.1. Число коефіцієнтів для прямого і зворотного зв'язку, m і n , встановлені на 2. Навчання припиняється, коли допустима нормована похибка 0.03 досягнута. Наступні моделювання будуть описувати результати виконання вейвнет мережі застосування вейвлет Морле та вейвлет Шеннона.

2.10.1 Основа функції вейвлет Морле

Рисунок 2.14 охоплює вивчення продуктивності мережі вейвнет з використанням 10 вейвлетів Морле. Ми можемо зробити висновок про те, що мережа вейвнет складається з великої кількості сплесків може досягати початкового зближення з посиленням на число ітерацій дуже швидко. Тим не менш, для досягнення бажаної допустимої помилки 0.03, мережі з великим числом сплесків не можуть сходитися легко і помилки продуктивності починають коливатися. Така поведінка може бути викликана темпом навчання, в результаті чого процес ітерацій підстрибує вгору, а не слідує по природному контуру градієнта. Рисунок 2.15 відображає інформацію про вейвнет характеристики при використанні вейвлет Морле. Як ми бачимо, коли число вейвлетів K невелике, наприклад, для $K = 3$, процес досягнення помилки в 0.8 займає 28 ітерацій, такий же процес займає 3 ітерації для $K = 35$, але помилка в 0.03 є цільовою, $K = 8$ займає 23 ітерацій, в той час як $K = 30$ має 432 ітерацій. Велика кількість K також є небажаною для оновлення додаткових коефіцієнтів. Маленьке значення K може також займати велику кількість часу. Щоб досягти похибки 0.04 для $K = 3$ треба виробити понад 2000 ітерацій. У висновку, число сплесків Морле між $K = 8$ та $K = 16$, досить наближає невідому голосову модель до бажаної.



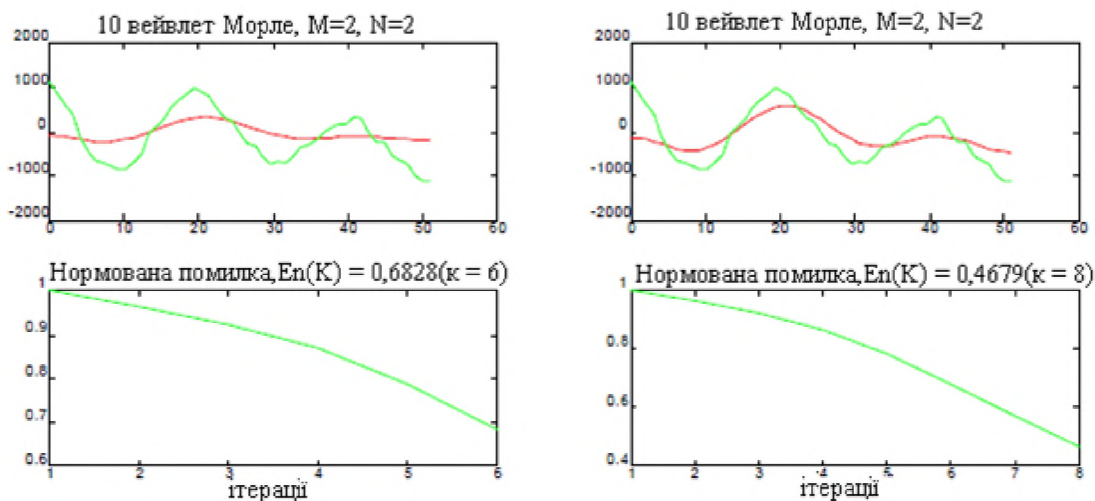


Рисунок 2.14 – Вейвлет моделювання з 10 сплесками Морле:

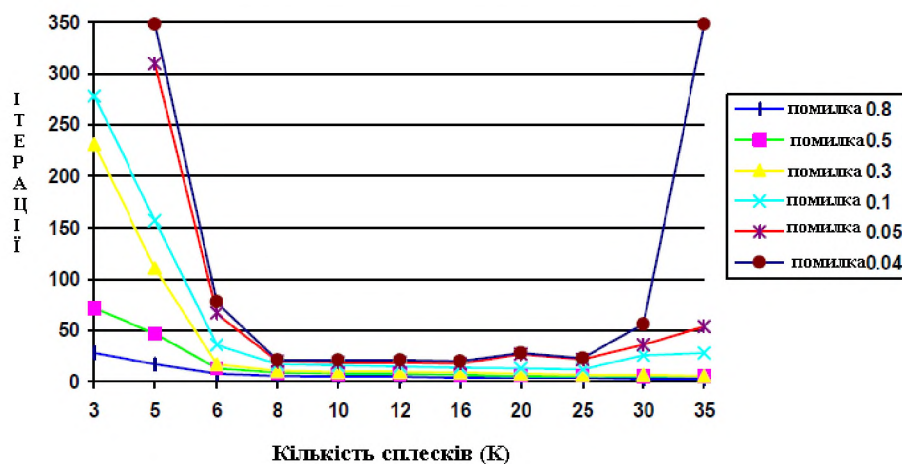


Рисунок 2.15 – Залежність кількості ітерації від числа сплесків Морле з НІХ коефіцієнтами $M = 2, N = 2$

2.10.2 Основа функції вейвлет Шеннона

Рисунок 2.16 демонструє моделювання результатів вейвлет характеристики з використанням 12 сплесків Шеннона. Для досягнення більш дрібної сітки (меншою цільової похибки), навчання також займає тривалий час.

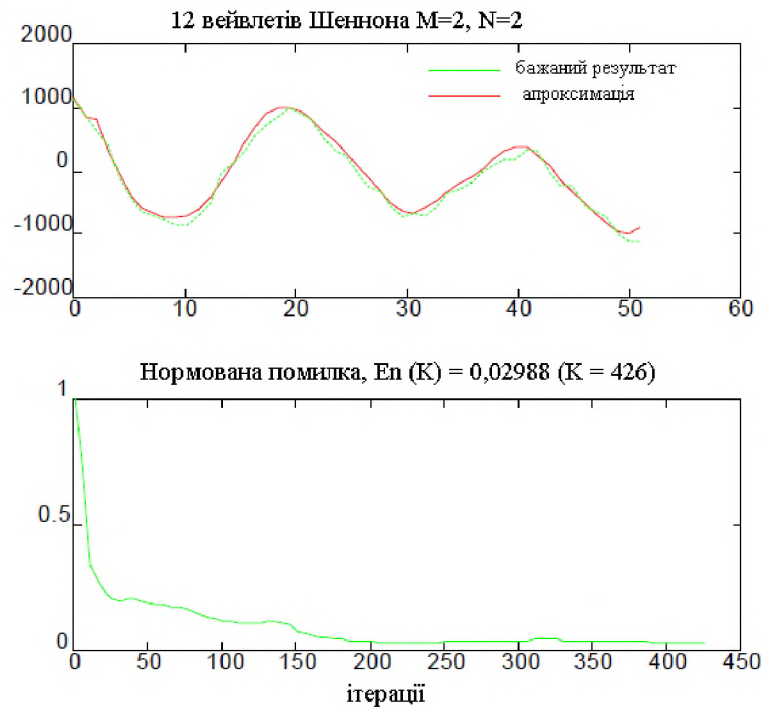


Рисунок 2.16 – Вейвнет імітація з використання 12 сплесків Шеннона, результати моделювання на 426-й ітерації

2.10.3 Імпульсна ідентифікація шуму пошкодженої моделі

Ще однією перевагою використання адаптивних нейронних мереж є їх стійкість до перешкод, наприклад, коли сигнали забруднені негауссовськими шумами [14]. Щоб продемонструвати ці ефекти, голосова жіноча фонема літери «а» береться з 10 дБ SNR (шум $\sigma^2 = 0.1$) і сплеском при $t = 50$. Були використані шість вейвлетів Морле без структури НІХ. Усі параметри w_k , та a_k , були встановлені на 0 і 8, відповідно. Переклади b_k кожного вейвлета були встановлені на 5, 25, 46, 70, 90 і 100, відповідно. Навчальний коефіцієнт μ для всіх параметрів був прийнятий 0.005. Нормована помилка, в розрахунку на вихідний чистий сигнал мови та даних, буде визнана величина 0.2316 при двохсотій ітерації. На рисунку 2.17 представлені графіки оригіналу звукової фонемі літери «а», шумовий імпульс пошкоджених голосових даних і синтезований мовний сигнал з використанням розрахункових оптимальних параметрів, відповідних шести вейвлетів Морле. В результаті, мережа може переносити кілька шумових ефектів і імпульс спотворення, але при цьому зберегти якість мови. Оригінал

сигналу (переривчаста лінія), забруднений сигнал (тонка лінія), і синтезований мовний сигнал з використання шести вейвлет Морле (жирна лінія).

2.10.4 Дослідження вхідної завадостійкості

Дослідження завадостійкості алгоритмів вейвнет використовується для ідентифікації системи з нелінійної динамікою [15], формула (2.67):

$$y(n) = \frac{y(n-1)y(n-2)}{1 + y^2(n-1) + y^2(n-2)} + u(n) \quad (2.67)$$

де $u(n) = 0,8 \sin\left(\frac{2\pi n}{50}\right)$, випадковий шум з нормальним розподілом

$\sigma^2 = 0.1$ додається до вхідного порту системи, як показано на рисунку 2.18.

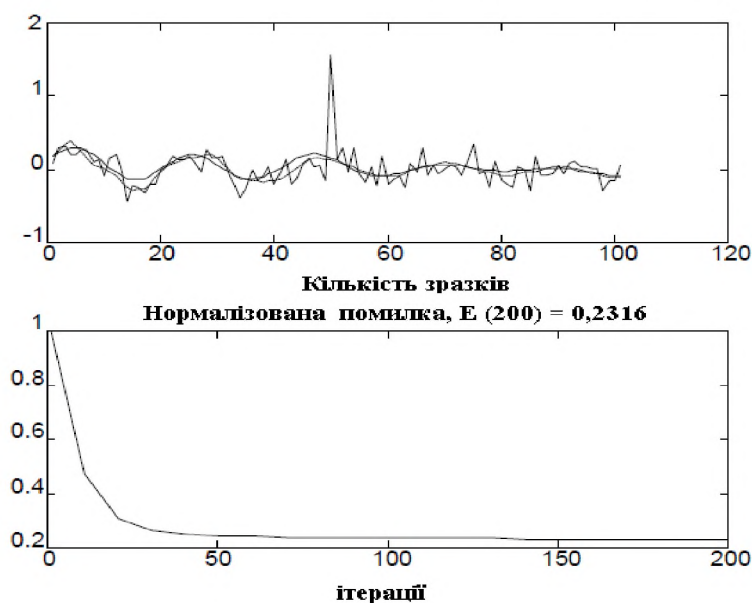


Рисунок 2.17 – Графік мовних голосових даних пошкоджених шумовим імпульсом

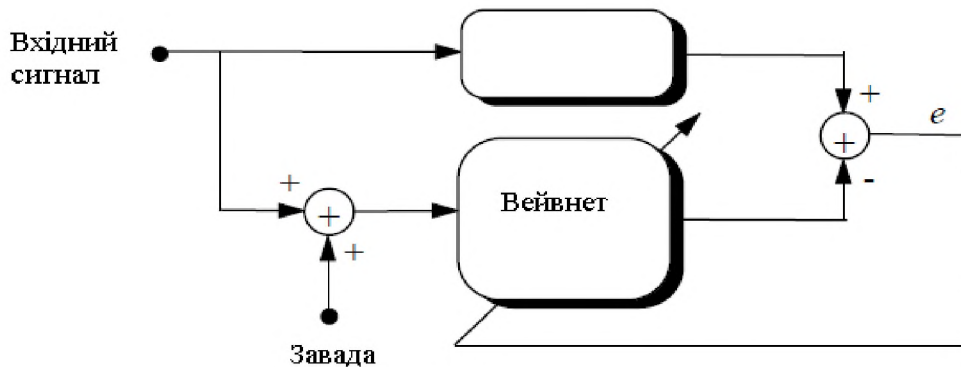


Рисунок 2.18 – Ідентифікація вхідної завадостійкості

Були використані дванадцять вейвлетів RASP1 з коефіцієнтами НХ (1,1). Коефіцієнти для кожного параметра w_k , a_k , b_k , c_k , і d_k , у відновленні: 0.01, 0.05, 0.05, 0.02 та 0.02, відповідно. Всі початкові ваги були встановлені в 0, масштабування було ініціалізовано до 10, початкові переклади були рівномірно розподілені протягом усього інформаційного сигналу і коефіцієнти НХ прямого і зворотного зв'язку спочатку налаштовані на 0,1. Першим, для порівняння, було змодельовано ідентифікаційне виконання безшумної системи, що обумовлена рівнянням (2.67) і показано на рисунку 2.19. Нормована помилка склала 0.02352 на 50-й ітерації.

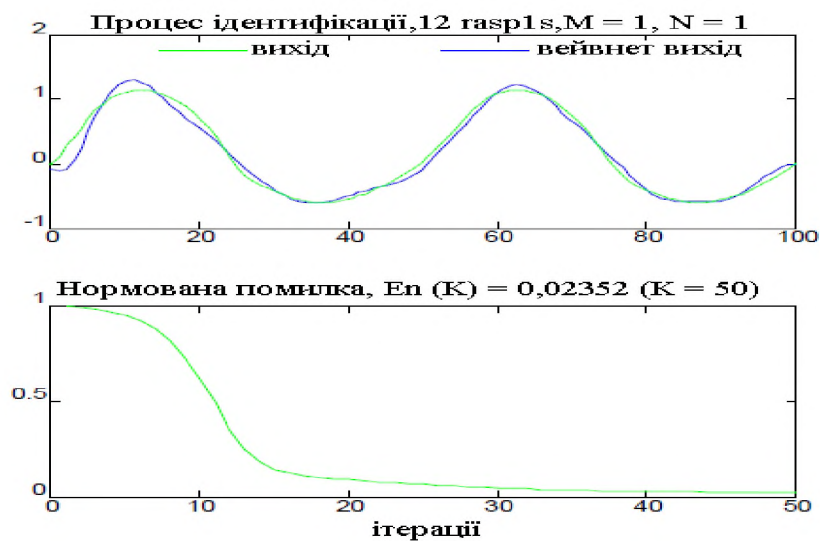


Рисунок 2.19 – Ідентифікація нелінійної динамічної системи

2.10.5 Дослідження вихідної завадостійкості

На рисунку 2.20 зображена структура ідентифікації вихідної завадостійкості, якщо шум з нормальним розподілом $\sigma^2 = 0,1$ додається у вихідний порт тієї ж нелінійної системи, що відображена рівнянням (2.67), а не на вхід нейронної мережі [16]. Всі мережеві параметри були прийняті такими ж, як і раніше. Провівши моделювання, можна зробити висновок про те, що ідентифікація по відношенню до вихідної чистої моделі є більш задовільною, ніж у випадку дослідження вхідної завадостійкості, де нормована помилка між чистий виходом системи і відновленим вихідним відгуком мережі склала 0.05744. Нормована похибка, по відношенню до помилки, між зашумленим сигналом і нейронним виходом імітованої мережі, склала 0.2057. Вона зображена на рисунку 2.21. Це моделювання ще раз підкреслює високу завадостійкість і надійність мережі.

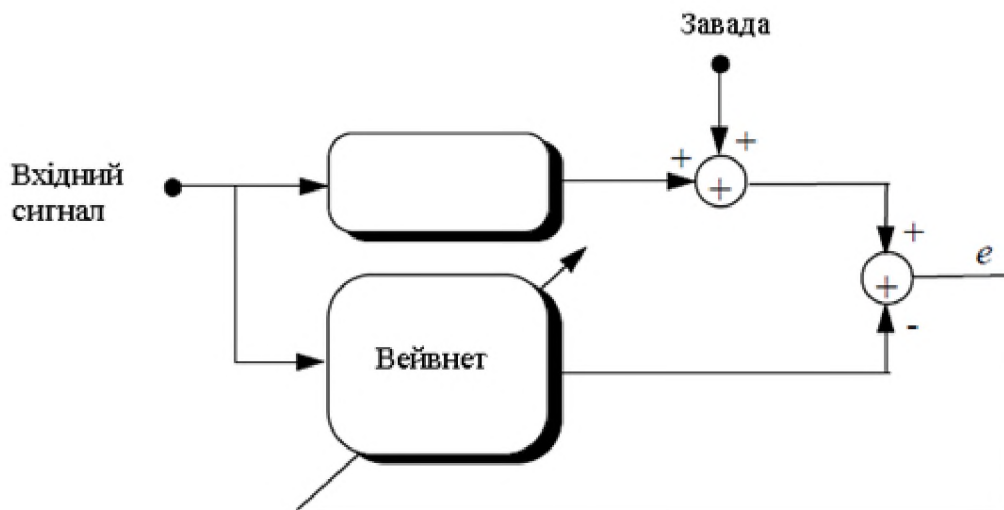


Рисунок 2.20 – Ідентифікація вихідної завадостійкості мережі

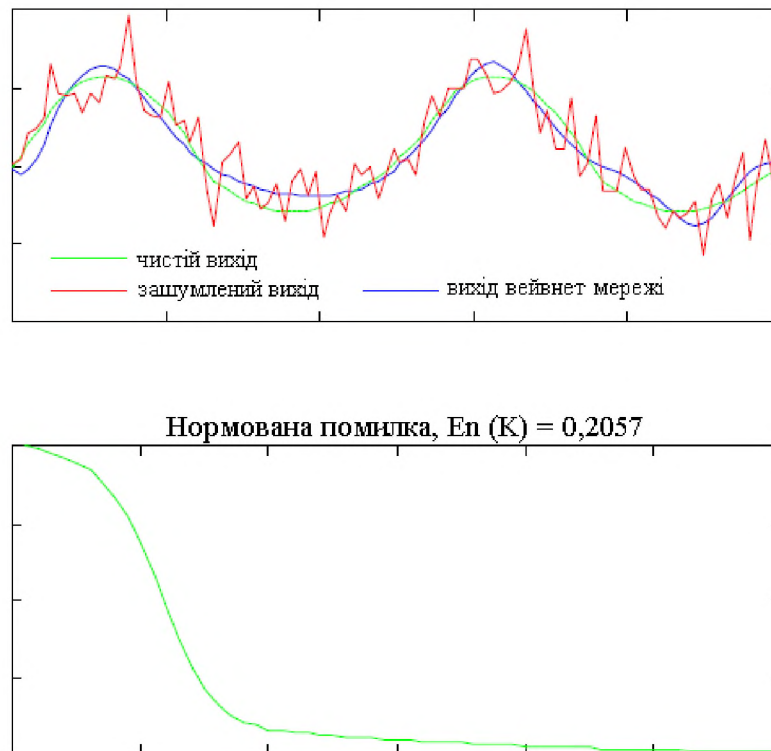


Рисунок 2.21 – Ідентифікація вихідної завадостійкості мережі

2.11 Висновок

1 Визначено, що перспективним для адаптивної фільтрації складних сигналів в системах зв'язку є використання нейронних мереж та вейвлет перетворення

2 Запропонована структура адаптивного фільтру у вигляді нейронної мережі з функціями активації, що являє собою вейвлети, та вихідним шаром з НІХ – структурою

3 В результаті моделювання визначені залежності точності апроксимації та фільтрації складних сигналів від параметрів вейвлету та алгоритмів його навчання

4 Розроблено алгоритм адаптивної фільтрації, що підвищує точність апроксимації та придушує завади для складних сигналів в системах зв'язку.

3 ЕКОНОМІЧНИЙ РОЗДІЛ

3.1 Техніко-економічне обґрунтування створення і використання модифікованого методу організації однорангового зв'язку

У дипломному проекті розглядається алгоритм адаптивної цифрової фільтрації сигналів в системах зв'язку. Пропонується розробити програмне забезпечення, яке дозволить підвищити завадостійкість системи зв'язку [17].

3.1.1 Визначення трудомісткості розробки програмного продукту

Трудомісткість створення програмного продукту можливо розрахувати по формулі (3.1):

$$t = t_0 + t_{\text{И}} + t_{\text{А}} + t_{\text{П}} + t_{\text{ОП}} + t_{\text{Д}}, \quad \text{людино} - \text{годин} \quad (3.1)$$

де t_0 – витрати праці на підготовку і опис поставленого завдання;

$t_{\text{И}}$ – витрати праці на дослідження алгоритму рішення задачі;

$t_{\text{А}}$ – витрати праці на розробку блок-схеми алгоритму;

$t_{\text{П}}$ – витрати праці на програмування за розробленою блок-схемою;

$t_{\text{ОП}}$ – витрати праці на налагодження програми на ЕОМ;

$t_{\text{Д}}$ – витрати праці на підготовку документації по завданню.

Складові витрат праці визначаються на підставі умовної кількості операторів в програмному продукті. Причому до цього числа входять ті оператори, які програмістові необхідно написати в процесі роботи над завданням з урахуванням можливих уточнень в постановці завдання і удосконалення алгоритму.

Умовна кількість операторів розраховується за формулою (3.2):

$$Q = qc(1 + p), \quad \text{опер.} \quad (3.2)$$

де q - передбачувана кількість операторів;

c - коефіцієнт складності програми;

p - коефіцієнт корекції програми в ході її розробки.

Коефіцієнт складності програми c визначає відносну складність програм завдання по відношенню до типового завдання, складність якого складає одиниця. Діапазон його зміни від 1.25 до 2.0.

Коефіцієнт корекції програми p визначає збільшення об'єму робіт за рахунок внесення змін до алгоритму або програми в результаті уточнення постановки завдання. Величина p знаходиться в межах від 0.05 до 0.1, що відповідає внесенню 3 – 5 корекцій, що спричиняють за собою переробку 5 – 10 % готової програми.

Проведемо розрахунок умовної кількості операторів в програмному продукті, що розробляється, формула (3.3):

$$Q = qc(1 + p) = 60 \cdot 1.3 \cdot (1 + 0.1) = 86 \text{ операторів} \quad (3.3)$$

Оцінка витрат праці на підготовку і опис завдання залежить від конкретних умов і визначається на основі експертних оцінок. Зважаючи на той факт, що дослідження, пов'язані з обробкою складних сигналів в телекомунікаційних системах, охоплюють великий пласт інформації, приймаємо $t_o = 40 \text{ людино} - \text{годин}$.

Витрати праці на вивчення опису завдання визначаються з урахуванням уточнення опису і кваліфікації програміста по формулі (3.4):

$$t_{и} = \frac{QB}{(75 \dots 85)K}, \quad \text{людино} - \text{годин} \quad (3.4)$$

де B коефіцієнт збільшення витрат праці унаслідок недостатнього опису завдання, $B=1.2 \dots 1.5$;

k – коефіцієнт кваліфікації програміста, визначуваний залежно від стажу роботи по даній спеціальності. Він складає при стажі роботи, років:

- до 2 – 0.8;
- від 2 до 3 – 1.0;
- від 3 до 5 – 1.1... 1.2;
- від 5 до 7 – 1.3... 1.4.

$$t_{\text{и}} = \frac{86 \cdot 1.2}{75 \cdot 1} = 1.38 \text{ людино – годин}$$

Витрати праці на розробку алгоритму рішення поставленої задачі розраховуються за формулою (3.5):

$$t_A = \frac{Q}{(20 \dots 25)K}, \text{ людино – годин} \quad (3.5)$$

Отже витрати праці на розробку алгоритму рішення поставленої задачі складуть:

$$t_A = \frac{86}{20 \cdot 1} = 4.3 \text{ людино – години}$$

Витрати праці на складання програми по готовій блок-схемі розраховуються за формулою (3.6):

$$t_{\text{п}} = \frac{Q}{(20 \dots 25)K} = \frac{86}{20 \cdot 1} = 4.3 \text{ людино – години} \quad (3.6)$$

Витрати на відладку програми на ЕОМ $t_{\text{отл}}$ розраховуються по наступних формулах:

– за умови автономної відладки одного завдання (3.7):

$$t_{\text{отл}} = \frac{Q}{(4 \dots 5)K}, \quad \text{людино – годин} \quad (3.7)$$

– за умови комплексної відладки завдання (3.8):

$$t_{\text{отл}}^K = 1.5 \cdot t_{\text{отл}}, \quad \text{людино – годин} \quad (3.8)$$

Оскільки підбір параметрів програмного забезпечення, що розробляється, є комплексним завданням, розрахунок витрат на налаштування програми проведемо по формулам (3.8) та (3.7):

$$t_{\text{отл}} = \frac{Q}{(4 \dots 5)K} = \frac{86}{4 \cdot 1} = 21.5 \text{ людино – годин}$$

$$t_{\text{отл}}^K = 1.5 \cdot 21.5 = 32.25 \text{ людино – годин}$$

Витрати праці на підготовку документації по завданню t_d визначаються по формулі (3.9):

$$t_d = t_{др} + t_{до}, \quad \text{людино – години} \quad (3.9)$$

де $t_{др}$ – трудомісткість підготовки матеріалів до рукопису, розраховується за формулою (3.10):

$$t_{др} = \frac{Q}{(15 \dots 20)K}, \quad \text{людино – годин} \quad (3.10)$$

$t_{до}$ – трудомісткість редагування, друку і оформлення документації

$$t_{до} = 0.75 \cdot t_{др}, \quad \text{людино – годин} \quad (3.11)$$

Отже, трудомісткість створення програмного продукту, відповідно до (3.9) складає:

$$t_d = \frac{86}{15 \cdot 1} + 0.75 \cdot \frac{86}{15 \cdot 1} = 10 \text{ людино – годин}$$

Таким чином, визначивши трудомісткість окремих показників, розрахуємо сумарну трудомісткість розробки програмного продукту по формулі (3.1):

$$t = 40 + 1.38 + 4.3 + 4.3 + 32.25 + 10 = 92.23 \approx 92 \text{ людино – годин}$$

3.1.2 Розрахунок витрат на створення програмного продукту

Витрати на створення програмного виробу включають витрати на заробітну плату виконавців програми і вартість машинного часу, необхідного для налагодження програми на ЕОМ, вираз (3.12):

$$K_{из} = Z_{зп} + Z_{мч}, \quad \text{грн} \quad (3.12)$$

Заробітна плата виконавців визначається по формулі (3.13):

$$Z_{зп} = t \cdot C_{пр}, \quad \text{грн} \quad (3.13)$$

де t - загальна трудомісткість розробки програмного продукту, визначується по формулі (3.1), людино - годин;

$C_{\text{ПР}}$ - середня годинна заробітна плата програміста (основна і додаткова) з урахуванням відрахувань на соціальні потреби, грн/год.

Для визначення мінімальної середньої годинної оплати програміста необхідно спочатку визначити його річний фонд заробітної плати з урахуванням відрахувань на соціальні потреби. Це можна зробити, знаючи середній щомісячний оклад програміста. На 01.10.20 року. він складає 18500 грн. Отже, заробітна плата програміста з урахуванням премій (20%) і можливих надбавок (10%) складає 24050 грн. Таким чином, річний фонд заробітної плати – 288600 грн. Єдиний соціальний внесок складає 35%, тобто 101010 грн. Разом, річний фонд заробітної плати з урахуванням відрахувань на соціальні потреби склав 389610 грн.

Визначимо номінальний річний фонд робочого часу, при цьому прийнявши середню тривалість робочого дня рівної 8 годинам за формулою (3.14):

$$F_H = (T_K - T_{\text{ПР}} - T_{\text{ВИХ}} - T_{\text{ОТЛ}}) \cdot 8, \quad \text{годин} \quad (3.14)$$

де T_K - кількість календарних днів в році, $T_K = 365 \text{ днів}$;

$T_{\text{ПР}}$ - кількість святкових днів в році, $T_{\text{ПР}} = 10 \text{ днів}$;

$T_{\text{ВИХ}}$ - кількість вихідних днів в році, $T_{\text{ВИХ}} = 104 \text{ дні}$;

$T_{\text{ОТЛ}}$ - календарна тривалість відпустки $T_{\text{ОТЛ}} = 24 \text{ дні}$.

Отже, річний фонд часу дорівнює:

$$F_H = (365 - 10 - 104 - 24) \cdot 8 = 1816 \text{ годин}$$

Середня годинна заробітна плата програміста визначається співвідношенням (3.15), яке має вигляд:

$$C_{\text{ПР}} = \frac{\text{ФЗП}_{\text{СН}}}{F_H} = \frac{389610}{1816} = 214,5 \text{ грн/год} \quad (3.15)$$

де $\PhiЗП_{CH}$ - річний фонд заробітної плати з урахуванням відрахувань на соціальні потреби;

F_H - річний фонд робочого часу.

Таким чином, витрати на оплату праці розробника складають з урахуванням формули (3.13) складають:

$$З_{зп} = 28,93 \cdot 214,5 = 6220,5 \text{ грн}$$

Розрахунок вартість машинного часу, необхідного для відладки програми на ЕОМ здійснюється по формулі (3.16):

$$З_{мч} = (t_{отл} + t_D) \cdot C_{мч}, \quad \text{грн} \quad (3.16)$$

де $t_{отл}$ - трудомісткість відладки програми на ЕОМ, яка визначається по формулах (3.7) і (3.8), людино-годин;

t_D - витрати праці на підготовку документація по завданню, яка визначається по формулі (3.9);

$C_{мч}$ - вартість машино-часу ЕОМ, грн/год.

Для розрахунку вартості машино-часу необхідно знати вартість ЕОМ та ПЗ на момент їх придбання і введення в експлуатацію і вартість споживаної електроенергії. Відповідні дані представлені в таблиці 3.1.

Таблиця 3.1 – Вартість необхідного програмного та апаратного забезпечення

Найменування	Вартість, грн
Системний блок	2587,26
Монітор	848
Клавіатура+миш	302
MS Windows XP Professional Rus DSP SP3 (OEM) Russian	1264,00
Matlab 6.5 (Simulink, Neural Network Toolbox)	4272,30
Разом:	9273,56

Ми маємо вісім робочих місяця для програмістів, тому нам потрібно 4 ПК, тобто затрати складуть 37094,24 грн.

Сума річних амортизаційних відрахувань буде визначатися по формулі (3.17):

$$САМ = СПЕР \cdot H_A, \quad \text{грн} \quad (3.17)$$

де $СПЕР$ - первинна вартість ЕОМ і необхідного програмного забезпечення;

H_A - норма амортизації, Мінімальний термін експлуатації – 2роки, тому $H_A = 0,6$ (обрано метод зменшення залишкової вартості основних засобів).

Таким чином, амортизаційні відрахування в 2020 р. склали:

$$САМ_{2020} = 37094.24 \cdot 0.6 = 22256.54 \text{ грн}$$

Отже, залишкова вартість ЕОМ і необхідного програмного забезпечення на 2021р. складе, вираз (3.19):

$$\Phi_{\text{ост}} = 37094.24 - 22256.54 = 14837.7 \text{ грн} \quad (3.19)$$

Розрахунок вартості машино-часу ЕОМ розраховується по формулі (3.20):

$$C_{\text{мч}} = \frac{\Phi_{\text{ост}}}{\Phi_{\text{год.раб.ч.}}} + W \cdot C_e, \quad \text{грн} \quad (3.20)$$

де $\Phi_{\text{год.раб.ч.}}$ - річний фонд корисного часу роботи ЕОМ;

W - настановна потужність ЕОМ, $W = 0,4 \text{ кВт}$;

C_e - вартість $1\text{кВт} \cdot \text{год}$ електроенергії. У 2020 році – 1,84 грн.

Річний фонд корисного часу роботи ЕОМ дорівнює річному фонду робочого часу програміста і складає 1816 годин.

Таким чином, вартість машино-години ЕОМ складе:

$$C_{\text{мч}} = \frac{14837.7}{1816} + 0.4 \cdot 1.84 = 8.91 \text{ грн/год}$$

Враховуючи відому вартість машино-години проведемо розрахунок вартості машинного часу, яке є необхідним для налаштування програмного забезпечення на ЕОМ по формулі (3.16):

$$З_{\text{мч}} = (32.25 + 10) \cdot 8.91 = 296.26 \text{ грн}$$

Отже, витрати на створення програмного продукту складають, виходячи з формули (3.12) складають:

$$K_{\text{из}} = 6220,5 + 296,26 = 6516.76 \text{ грн}$$

Визначені таким чином витрати на створення програмного забезпечення є одноразовими капітальними витратами на створення програмного забезпечення і складають 6516.76 грн.

3.2 Висновок

В економічному розділі було визначено витрати на створення програмного продукту, проведений був розрахунок собівартості розробленого програмного забезпечення та визначена економічна перевага розроблюваного фільтра. У результаті проведених обчислень отримали, що собівартість розроблювального фільтра становить 6516,76 грн.

ВИСНОВКИ

В основній частині дипломної роботи було розглянуто методи підвищення якості і розбірливості зашумлених мовних сигналів. Об'єктивне порівняння цих методів і вибір найбільш прийнятних зробити вельми скрутно, оскільки перед системами корекції мовних сигналів ставляться різні завдання. Важливо відзначити, що універсальних методів обробки зараз немає і можливо не буде. Розглядаючи останні тенденції в області обробки зашумлених сигналів, слід особливо виділити вищі результати, отримані за рахунок використання математичних моделей мовних сигналів, а також використання нейронних мереж та вейвлет перетворення. В ході виконання кваліфікаційної роботи була запропонована структура адаптивного фільтру у вигляді нейронної мережі з функціями активації, що являє собою вейвлети, та вихідним шаром з НІХ – структурою. В результаті моделювання визначені залежності точності апроксимації та фільтрації складних сигналів від параметрів вейвлету та алгоритмів його навчання.

В економічному розділі було визначено витрати на створення програмного продукту, проведений був розрахунок собівартості розробленого програмного забезпечення та визначена економічна перевага розроблюваного фільтра. У результаті проведених обчислень отримали, що собівартість розроблювального фільтра становить 6516,76 грн.

ПЕРЕЛІК ПОСИЛАНЬ

- 1 Толюпа С.В., Макарьчук О.М. НАУКОВО-ТЕХНІЧНИЙ ЖУРНАЛ «ЗАХИСТ ІНФОРМАЦІЇ» №3 Аналіз існуючих методів забезпечення завадозахищеності засобів радіозв'язку, 2011. – 5 с.
- 2 Фізичний канал (Електрон. ресурс) / Спосіб доступу: URL: <http://www.khai.edu/page.php?pid=144>. – Загол. з екрана.
- 3 Монзинго Р.А., Миллер Т.У. Адаптивные антенные решетки: Введение в теорию: пер. с англ. – М.: Радио и связь, 1986. – 448 с.
- 4 М.М.Маковеева, Ю.С.Шинаков Системы подвижной радиосвязи, Радио и связь, 2002. – 440с.
- 5 Закон України «Про телекомунікації» від 18.11.2003 № 1280-IV
- 6 Адаптивные фильтры: Пер. с англ./Под ред. К. Ф. Н. Коуэна и П. М. Гранта. – М.: Мир, 1988. – 392 с.
- 7 Методи, засновані на оцінці спектральних характеристик шуму (Електрон. ресурс)/Спосіб доступу: URL: <http://gendocs.ru/v35045/?cc=14>. – Загол. з екрана.
- 8 Методики поліпшення розбірливості мови (Електрон. ресурс)/Спосіб доступу: URL: <http://www.compress.ru/article.aspx?id=11689&iid=455>. – Загол. з екрана.
- 9 Arslan M. Levent, Hansen John H.L. Speech Enhancement for Crosstalk Interference.IEEE Signal Processing Letters, Vol. 4, No.4, April 2007.
- 10 Boll S.F. Suppression of Acoustic Noise in Speech Using Spectral Subtraction. IEEE Trans. ASSP, Vol.27, No.2, pp 113-120, 1999.
- 11 Cappe O. Elimination of the musical noise phenomenon with the Ephraim and Malah noise suppressor. IEEE Trans Speech Audio Process., Vol 2., No.2, pp.345-349.
- 12 Curtis R.A. Niederjohn R.E. Several Frequency Domain Processing Methods for Enhancing the Intelligibility of Speech in Wideband Random Noise, Proc.1978 IEEE Int Conf on ASSP, pp602-605.

- 13 Drucker H. Speech Processing in a High Ambient Noise Environment. IEEE Trans. On ASSP, ICASSP-76, pp.251-253.
- 14 Моисеев Н.Н., Иванилов Ю.П., Столярова Е.М. Методы оптимизации. М., Наука, 1978.
- 15 Овчинникова О.П. Повышение разборчивости речи путем цифровой фильтрации. М., 1997, Выпуск Ф. с.33-36
- 16 Санников В.Г., Журавский Ю.И. Прохоров Ю.Н. Формирование банка априорных данных о речи диктора. Материалы семинара APCO-12, К., 2002, с.49-52.

ДОДАТОК А. Відомість матеріалів кваліфікаційної роботи

№	Формат	Найменування	Кількість аркушів	Примітки
<i>Документація</i>				
1	A4	Реферат	3	
2	A4	Список умовних скорочень	1	
3	A4	Зміст	3	
4	A4	Вступ	1	
5	A4	Стан питання. Постановка задачі	22	
6	A4	Спеціальна частина	35	
7	A4	Економічний розділ	8	
8	A4	Висновки	1	
9	A4	Перелік посилань	2	
10	A4	Додаток А	1	
11	A4	Додаток Б	1	
12	A4	Додаток В	1	
13	A4	Додаток Г	1	

ДОДАТОК Б. Перелік документів на оптичному носії

- 1 Презентація Верьовкіна В.В. ppt
- 2 Пояснювальна записка Верьовкіна В.В. doc

ДОДАТОК В. Відгук керівника Економічного розділу

Керівник економічного розділу
к.е.н., доц.

_____ Н.М. Романюк
(підпис)

ДОДАТОК Г. Відгук керівника кваліфікаційної роботи

ВІДГУК

на кваліфікаційну роботу студента групи 172м-19з-1

Верьовкіна Володимира Володимировича

на тему: «Адаптивна фільтрація сигналів в системах зв'язку
на основі вейвлет»

Пояснювальна записка складається з титульного аркуша, завдання, реферату, списку умовних скорочень, змісту, вступу, трьох розділів, висновків, переліку посилань та додатків, розташованих на 83 сторінках та містить 24 рисунка, 4 таблиці, 16 джерел та 4 додатка.

Метою дипломної роботи є актуальною, оскільки спрямована на підвищення точності апроксимацій та фільтрації сигналів складної форми в системах зв'язку. В ході виконання роботи були вирішені наступні завдання: проаналізовано методи та алгоритми адаптивної фільтрації сигналів в телекомунікаційних системах, визначено залежність точності апроксимації та фільтрації складних сигналів від параметрів вейвлет мережі та алгоритмів її навчання, розроблено алгоритм адаптивної фільтрації та оцінено його ефективність.

В економічному розділі було визначено витрати на створення програмного продукту, проведений був розрахунок собівартості розробленого програмного забезпечення та визначена економічна перевага розроблюваного фільтра.

Студент виявив достатній рівень володіння теоретичними знаннями з обраної теми та практичними навичками.

Практична цінність роботи полягає у розробці алгоритмів підвищення точності апроксимацій та фільтрації сигналів складної форми в системах зв'язку.

Рівень запозичень у кваліфікаційній роботі відповідає вимогам «Положення про систему виявлення та запобігання плагіату».

В цілому дипломна робота задовольняє усім вимогам і може бути допущена до захисту, а її автор Верьовкін Володимир Володимирович заслуговує на оцінку «_____» та присвоєння кваліфікації «Магістр з телекомунікацій та радіотехніки» за спеціальністю 172 Телекомунікації та радіотехніка.

Керівник дипломної роботи

д.т.н., професор

В.І. Корнієнко