

**НАЦІОНАЛЬНИЙ ТЕХНІЧНИЙ УНІВЕРСИТЕТ УКРАЇНИ
«КИЇВСЬКИЙ ПОЛІТЕХНІЧНИЙ ІНСТИТУТ
імені ІГОРЯ СІКОРСЬКОГО»**

**Приладобудівний факультет
Кафедра приладів і систем орієнтації і навігації**

«На правах рукопису»
УДК _____

До захисту допущено:
Завідувач кафедри
_____ Н. І. БУРАУ
«__» _____ 20__ р.

Магістерська дисертація

на здобуття ступеня магістра

**за освітньо-професійною програмою «Комп'ютерно - інтегровані
технології та системи навігації і керування»**

зі спеціальності 151 «Автоматизація та комп'ютерно-інтегровані технології»

**на тему: «Виділення складного тренду сигналів на основі
масштабно-часових перетворень»**

Виконала:

студентка VI курсу, групи ПГ-91мп
Мішура Карина Артемівна _____

Науковий керівник:

Професор каф. ПСОН, д.т.н., проф.
Бурау Надія Іванівна _____

Консультант з розроблення стартап-проекту:

Доцент кафедри менеджменту, д.е.н., доц.
Бояринова Катерина Олександрівна _____

Рецензент:

Доцент кафедри приладобудування, к.т.н., доц.
Дубінець Владислав Іванович _____

Засвідчую, що у цій магістерській
дисертації немає запозичень з праць
інших авторів без відповідних
посилань.
Студентка _____

Київ – 2020 року

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

Приладобудівний факультет

Кафедра приладів і систем орієнтації і навігації

Рівень вищої освіти – другий (магістерський)

Спеціальність (спеціалізація) – 151 «Автоматизація та комп'ютерно-інтегровані технології» («Комп'ютерно-інтегровані технології та системи навігації і керування»)

ЗАТВЕРДЖУЮ

Завідувач кафедри

_____ Н.І. Бурау

«___» _____ 2020 р.

**ЗАВДАННЯ
на магістерську дисертацію студенту**

Мішурі Карині Артемівні

1. Тема дисертації «Виділення складного тренду сигналів на основі масштабно-часових перетворень», науковий керівник дисертації Бурау Надія Іванівна, д.т.н., професор, затверджені наказом по університету від «___» _____ 20__ р. № _____

2. Термін подання студентом дисертації: 07 грудня 2020 року

3. Об'єкт дослідження: процеси керування, навігації, моніторингу.

4. Предмет дослідження: вимірювані сигнали зі складними трендами та методи їх виділення.

5. Перелік завдань, які потрібно розробити:

5.1 Провести огляд стану проблеми, обґрунтувати використання методів масштабно-часових (вейвлетних) перетворень.

5.2 Провести порівняльний аналіз сімейств вейвлетів та обґрунтувати вибір вейвлетних функцій для подальшого використання.

5.3 Виконати моделювання вимірюваних сигналів з простими трендами (монотонний та з екстремумом) та завадами, виконати вейвлет-розкладання та виділення трендів сигналів, оцінити ефективність.

5.4 Сформувати вимірювальні сигнали зі складними трендами та випадковими завадами, виконати виділення трендів обраними вейвлетними функціями для різного числа рівнів розкладання, оцінити похибку виділення тренду.

5.5 Виконати порівняльний аналіз ефективності використання різних вейвлетних функцій для виділення складного тренду, розробити структуру автоматичної системи виділення тренду.

6. Орієнтовний перелік графічного (ілюстративного) матеріалу: презентація, таблиці, графіки, рисунки

7. Орієнтовний перелік публікацій: 1 стаття

8. Консультанти розділів дисертації

Розділ	Прізвище, ініціали та посада консультанта	Підпис, дата	
		завдання видав	завдання прийняв
Розроблення стартап-проекту			

9. Дата видачі завдання 15 вересня 2020 року

Календарний план

№ з/п	Назва етапів виконання магістерської дисертації	Термін виконання етапів магістерської дисертації	Примітка
1.	Провести огляд стану проблеми	05.10.2020	
2.	Обґрунтувати використання методів масштабно-часових (вейвлетних) перетворень.	15.10.2020	
3.	Провести порівняльний аналіз сімейств вейвлетів та обґрунтувати вибір вейвлетних функцій для подальшого використання.	20.10.2020	
4.	Виконати моделювання вимірюваних сигналів з простими трендами (монотонний та з екстремумом) та завадами, виконати вейвлет-розкладання та виділення трендів сигналів, оцінити ефективність.	01.11.2020	
5.	Сформувати вимірювальні сигнали зі складними трендами та випадковими завадами, виконати виділення трендів обраними вейвлетними функціями для різного числа рівнів розкладання, оцінити похибку виділення тренду.	20.11.2020	
6.	Виконати порівняльний аналіз ефективності використання різних вейвлетних функцій для виділення складного тренду, розробити структуру автоматичної системи виділення тренду.	25.11.2020	
7.	Оформлення рукопису дисертації	07.12.2020	

Студент
Науковий керівник дисертації

К.А. Мішура
Н.І. Бурау

Реферат

Автор: Мішура К. А.

Тема магістерської дисертації «Виділення складного тренду сигналів на основі масштабно-часових перетворень».

Обсяг атестаційної роботи 130 сторінок, вона містить 106 рисунка, 27 таблиць та 33 джерело літератури.

В даній роботі було проведено порівняльний аналіз сімейств хвильових функцій вейвлет-перетворення для їх використання в задачі виділення складного тренду шумоподібного сигналу. Виконано моделювання вимірюваних сигналів з простими трендами (монотонний та з екстремумом) та завадами. Було виконано вейвлет-розкладання та виділення трендів сигналів. Вейвлет-розкладання проводилося з використанням сімейств Добеші, Хаара, Сімлетів, Койфлетів.

Було сформовано вимірювальні сигнали зі складними трендами та випадковими завадами для яких виконано виділення трендів обраними вейвлетними функціями для різного числа рівнів розкладання та оцінено похибку виділення тренду. Було виконано порівняльний аналіз ефективності використання різних вейвлетних функцій для виділення складного тренду.

Об'єкт дослідження – процес виділення інформативних складових із складних шумоподібних сигналів в задачах навігації, керування, моніторингу.

Предмет дослідження – методи та алгоритми виділення складних трендів.

Наукова новизна:

1. Запропоновано та обґрунтовано використання вейвлет – розкладання для виділення складного тренду шумоподібного сигналу.
2. Встановлено залежність середньоквадратичної похибки виділення складного тренду від типу хвильової функції та параметрів завад.

Практична цінність результатів – можуть використовуватися при відновленні втраченої траєкторії рухомого об’єкта в умовах його складного руху, при апроксимації складних алгоритмів в системах адаптивного керування при різких змінах траєкторії чи умов руху, при зміні вихідних сигналів датчиків чи виконавчих елементів систем керування.

Інформація про публікації.:

1. К. А. Мішура Виділення корисної (трендової) складової з зашумленого вібраційного сигналу // Збірник праць XIII Всеукраїнської науково- практичної конференції студентів, аспірантів та молодих вчених “ПОГЛЯД У МАЙБУТНЄ ПРИЛАДОБУДУВАННЯ”. - К.: ПБФ, КПІ ім. Ігоря Сікорського.: 13-14 травня 2020р.. - С. 46-48.

2. К. А. Мішура Очищення сигналу від шуму з використанням вейвлет- перетворення // Збірник праць XVI Всеукраїнської науково- практичної конференції студентів, аспірантів та молодих вчених «Ефективність та автоматизація інженерних рішень у приладобудуванні». - К.: ПБФ, КПІ ім. Ігоря Сікорського.: 8-9 грудня 2020 року.. – С. 33-36.

Реферат

Автор: Мишура К. А.

Тема магистерской диссертации «Выделение сложного тренда сигналов на основе масштабно-временных преобразований».

Объем аттестационной работы 130 страниц, содержит 106 рисунка, 27 таблиц и 33 источник литературы.

В данной работе был проведен сравнительный анализ семейств волновых функций вейвлет-преобразования для их использования в задачи выделения сложного тренда шумоподобных сигналов. Выполнено моделирование измеряемых сигналов с простыми трендами (монотонный и с экстремумом) и помехами. Было выполнено вейвлет-разложения и выделения трендов сигналов. Вейвлет-разложения проводилось с использованием семейств Добеши, Хаара, Симлетов, Койфлетов.

Было смоделированы измерительные сигналы со сложными трендами и случайными помехами, для которых выполнено выделение трендов выбранными вейвлетными функциями для разного числа уровней разложения и оценены погрешность выделения тренда. Был выполнен сравнительный анализ эффективности использования различных вейвлетных функций для выделения сложного тренда.

Объект исследования - процесс выделения информативных составляющих из сложных шумоподобных сигналов в задачах навигации, управления, мониторинга.

Предмет исследования - методы и алгоритмы выделения сложных трендов.

Научная новизна:

1. Предложено и обосновано использование вейвлет - разложения для выделения сложного тренда шумоподобных сигналов.
2. Установлена зависимость среднеквадратичной погрешности выделения сложного тренда от типа волновой функции и параметров помех.

Практическая ценность результатов - могут использоваться при восстановлении утраченной траектории движущегося объекта в условиях его сложного движения, при аппроксимации сложных алгоритмов в системах адаптивного управления при резких изменениях траектории или условий движения, при изменении исходных сигналов датчиков или исполнительных элементов систем управления.

Информация о публикации .:

1. К. А. Мишура Выделение полезной (трендовой) составляющей с зашумлённого вибрационного сигнала // Сборник трудов XIII Всеукраинской научно-практической конференции студентов, аспирантов и молодых ученых "ВЗГЛЯД В БУДУЩЕЕ ПРИБОРОСТРОЕНИЯ". - К .: ПСФ, КПИ им. Игоря Сикорского .: 13-14 мая 2020г . - С. 46-48.

2. К. А. Мишура Очистка сигнала от шума с использованием вейвлет преобразования // Сборник трудов XVI Международной научно-практической конференции студентов, аспирантов и молодых ученых «Эффективность и автоматизация инженерных решений в приборостроении». - М .: ПСФ, КПИ им. Игоря Сикорского .: 8-9 декабря 2020 .. - с 33-36.

Essay

Author: K. Mishura

Theme of the master's dissertation "Selection of a complex trend of signals on the basis of scale-time transformations".

The volume of certification work is 130 pages, contains 106 figures, 27 tables and 33 sources of literature.

In this work, a comparative analysis of the families of wavelet transform functions for their use in problems of isolating a complex trend of noise-like signals was performed. Simulation of measured signals with simple trends (monotonic and with extremum) and interference is performed. Wavelet decomposition and signal trend selection were performed. Wavelet decomposition was performed using the Dobeshi, Haar, Simlet, and Koiflet families.

Measurement signals with complex trends and random interferences were simulated, for which trends were selected by selected wavelet functions for different numbers of decomposition levels, and the trend selection error was estimated. A comparative analysis of the effectiveness of using different wavelet functions to highlight a complex trend was performed.

The object of research - the process of isolating informative components from complex noise-like signals in the tasks of navigation, control, monitoring.

The subject of research - methods and algorithms for identifying complex trends.
Scientific novelty:

1. The use of wavelet decomposition for selection of a complex trend of noise-like signals is proposed and substantiated.
2. The dependence of the root mean square error of the selection of a complex trend on the type of wave function and interference parameters is established.

Practical value of results - can be used to restore the lost trajectory of a moving object in conditions of its complex motion, to approximate complex algorithms in adaptive control systems with abrupt changes in trajectory or motion conditions, to change the initial signals of sensors or control system actuators.

Publication information:

1. K. Mishura Selection of a useful (trend) component from a noisy vibration signal // Proceedings of the XIII All-Ukrainian scientific-practical conference of students, graduate students and young scientists "A LOOK INTO THE FUTURE OF INSTRUMENTS". - K.: PSF, KPI them. Igor Sikorsky.: May 13-14, 2020 - P. 46-48.
2. K. Mishura Purification of the signal from noise using wavelet transform // Proceedings of the XVI All-Ukrainian scientific-practical conference of students, graduate students and young scientists "Efficiency and automation of engineering solutions in instrument making". - K.: PBF, KPI. Igor Sikorsky.: December 8-9, 2020. - P. 33-36.

ЗМІСТ

Вступ

РОЗДІЛ 1. ОГЛЯД СТАНУ ПРОБЛЕМИ ЗА ТЕМОЮ ДОСЛІДЖЕННЯ

1.1. Сучасні системи на основі технології мікроелектромеханічних систем.....	15
1.2 Завдання обробки інформації в мікроелектромеханічних системах.....	18
1.3. Використання вейвлет-перетворення для фільтрації сигналів....	19
1.3.1. Загальна характеристика методу.....	20
1.3.2. Сімейства вейвлетів.....	23
1.4. Огляд раніше виконаних робіт.....	26
1.5. Мета і завдання даних наукових досліджень.....	31

РОЗДІЛ 2. ВИДІЛЕННЯ ПРОСТОГО ТРЕНДУ ШУМОПОДІБНОГО СИГНАЛУ

2.1. Вейвлет – аналіз.....	33
2.2. Загальна характеристика.....	34
2.3. Моделювання сигналу з простим трендом	37
2.4. Моделювання та виділення корисної гармонічної складової зашумленого сигналу.....	38
2.5. Виділення простого тренду.....	44
Висновки до Розділу 2.....	50

РОЗДІЛ 3. ВИДІЛЕННЯ СКЛАДНОГО ТРЕНДУ ШУМОПОДІБНОГО СИГНАЛУ

3.1. Моделювання сигналу зі складним трендом.....	53
3.2. Результати обробки сигналів з випадковою завадою.....	54
3.3. Результати обробки сигналів з гармонічною та випадковою завадою.....	73
Висновки до Розділу 3.....	94

РОЗДІЛ 4. РОЗРОБЛЕННЯ СТАРТАП-ПРОЕКТУ «ПРОГРАМА ОЧИЩЕННЯ СИГНАЛІВ ВІД ШУМУ»

4.1. Опис ідеї проекту.....	96
-----------------------------	----

4.2. Технологічний аудит ідеї проекту.....	99
4.3. Аналіз ринкових можливостей запуску стартап-проекту.....	100
4.4. Розроблення ринкової стратегії проекту.....	107
4.5. Розроблення маркетингової програми стартап-проекту.....	110
4.6. Організація реалізації стартап-проекту.....	113
Висновки до розділу 4.....	116
Висновки.....	
Література	
Додатки	

Вступ

Обробка руху - нова проривна технологія, з якою почнеться хвиля інновацій в проектуванні кишенькових споживчих пристроїв, призначеного для користувача інтерфейсу і систем управління. Ця технологія передбачає детектування руху в тривимірному просторі, вимірювання параметрів (швидкості, кутової швидкості, напрямки, прискорення, моменту і т.д.) і передачу даних в процесор [1]. З появою комерційних пристроїв інерційного вимірювання, заснованих на MEMS, розвиток обробки руху стало йти ще швидше. MEMS активно використовуються в системах управління літальними апаратами, для забезпечення безпеки руху автомобілів, в сільськогосподарській техніці, виробках спеціального призначення, в інерційних системах навігації і ін. В даний час існує досить багато різних пристроїв з інтегрованими MEMS датчиками, але існує ряд проблем і недоліків, пов'язаних з роботою даних датчиків [2]. Одним із значущих недоліків мікроелектромеханічних (MEMS) інерційних датчиків є порівняно низька точність і зашумленість вихідного сигналу дрейф зміщення нуля, враховуючи характер математичних перетворень при вирішенні навігаційної задачі (інтегрування), дрейф нуля істотно впливає на якість її рішення [3].

Зазвичай для обробки руху потрібна гнучка система фільтрування. Шумові характеристики і смуга сигналу, як правило, змінюються в залежності від виробленого в даний момент дії. Існують два основні методи фільтрування: аналоговий (фільтр на основі АЦП або RC-ланцюга) і цифровий (проводиться в процесорі після АЦП). Аналоговий фільтр застосовується обов'язково для попередження накладення даних. Для задач обробки руху, в яких смуга сигналу змінюється, оптимальний вибір - включити програмований цифровий фільтр після аналогового [4].

В багатьох практичних застосуваннях обробки сигналів та керування виникає необхідність виділення складного тренду з різноманітних шумоподібних сигналів. Такі завдання можуть мати місце при відновленні втраченої траєкторії рухомого об'єкта в умовах його складного руху, при

апроксимації складних алгоритмів в системах адаптивного керування при різких змінах траєкторії чи умов руху, при зміні вихідних сигналів датчиків чи виконавчих елементів систем керування.

Проведений в роботі огляд методів та засобів фільтрації сигналів показав, що питання обробки складних шумоподібних сигналів з метою виділення складних трендів є обмеженими та потребують подальшого дослідження, зокрема, важливим є оцінка ефективності застосування вейвлетної фільтрації для вирішення зазначеного вище завдання.

Мета даної роботи - дослідження коректності та ефективності методів пригнічення шумової частини типового сигналу без погіршень його якості за допомогою вейвлет-перетворень різних типів з подальшим відновленням початкової форми основного сигналу.

Для досягнення поставленої мети в дисертації вирішуються такі завдання:

1. Огляд стану проблеми за темою дисертаційного дослідження та вибір методів обробки сигналів для фільтрації.

2. Виконати моделювання сигналів з монотонним трендом, виконати обробку сигналів та дослідити ефективність вейвлетної фільтрації з метою виділення тренду.

3. Виконати моделювання сигналів зі складним трендом, виконати обробку сигналів із застосуванням різних вейвлетних функцій (Хаара, Добеші, Сімлета та Койфлета).

4. Визначити похибку виділення складного тренду, зробити порівняльний аналіз отриманих результатів в залежності від числа рівнів розкладання та характеристик завад.

5. Розробити рекомендації по використанню вейвлетної фільтрації для завдань виділення складних трендів сигналів.

6. Розробити стартап –проект за темою магістерської дисертації.

Об'єкт дослідження – процес виділення інформативних складових із складних шумоподібних сигналів в задачах навігації, керування, моніторингу.

Предмет дослідження – методи та алгоритми виділення складних трендів.

Наукова новизна:

1. Запропоновано та обґрунтовано використання вейвлет – розкладання для виділення складного тренду шумоподібного сигналу.

2. Встановлено залежність середньоквадратичної похибки виділення складного тренду від типу хвильової функції та параметрів завад.

Практична цінність результатів – можуть використовуватися при відновленні втраченої траєкторії рухомого об'єкта в умовах його складного руху, при апроксимації складних алгоритмів в системах адаптивного керування при різких змінах траєкторії чи умов руху, при зміні вихідних сигналів датчиків чи виконавчих елементів систем керування.

РОЗДІЛ 1

ОГЛЯД СТАНУ ПРОБЛЕМИ ЗА ТЕМОЮ ДОСЛІДЖЕННЯ

1.1. Сучасні системи на основі технології мікроелектромеханічних систем

Сфера застосування мікроелектромеханічних систем (МЕМС) вже сьогодні надзвичайно широка - від авіоніки і автомобільної електроніки до цифрових фотоапаратів. І в перспективі вона буде тільки рости [5].

Швидкий розвиток МЕМС-технологій багато в чому пояснюється їх ключовими перевагами - мініатюрністю, функціональністю, надійністю, малим енергоспоживанням, простотою інтегрування, затребуваністю практично всіма ринками електроніки. МЕМС знаходять найширше застосування як в засобах масового попиту, таких як електронні системи автомобілів і споживча техніка (телефони, ноутбуки, нетбуки і ін.), так і в складних приладах спеціального призначення, вироблених невеликими партіями: медичному обладнанні, військової і аерокосмічної техніки, промислових АСУ, апаратурі моніторингу метеоумов [6].

МЕМС-технології можуть стати унікальним, простим рішенням для багатьох складних системних задач моніторингу та управління не тільки завдяки їх перевагам, включаючи простоту інтегрування мініатюрного компонента в клієнтську систему. Сьогодні розвиток технологій виробництва і тестування, а також доступність обладнання для локального виготовлення МЕМС дозволяє замовнику створювати власні, унікальні комплексні рішення в рамках своєї технологічної лінії [6].

Автомобільна промисловість стала першою областю, де технологія МЕМС стала застосовуватися серійно. В автомобільній техніці застосування МЕМС виявилось економічно виправдано і дозволило поліпшити функціональність і надійність різних систем, і в першу чергу, систем безпеки водія і пасажирів. При розробці сучасних автомобілів потреба в якісних і

надійних датчиках вкрай висока, тому MEMC знаходять в цій області все нові і нові застосування, такі як датчики тиску різних систем (в тому числі паливної), датчики потоку повітря, тиску в шинах, елементи систем безпеки руху, таких як антиблокувальна, антипробуксовочна, система розподілу гальмування, автоматичні системи натягу ременів безпеки і блокування замків, датчики для коригування напрямку світла фар [7].

Також MEMC застосовуються в охоронних системах автомобіля. Одним із прикладів може служити використання MEMC-гіроскопів для відстеження нахилу автомобіля, що дозволяє охоронній системі зреагувати на спробу крадіжки за допомогою автофургона.

Навігація транспортного засобу - область, в якій також використовуються MEMC-пристрої [7].

Якщо в автомобільній електроніці MEMC застосовуються в основному як датчики і системи обробки інформації, то в комп'ютерній техніці вони знайшли своє місце також і в якості мікроприводу. Це перш за все мікрофорсунки струменевих принтерів і мікропривод систем дзеркал проекційних систем. Ще одним вкрай важливим застосуванням MEMC є стабілізація зображення. MEMC-гіроскопи дозволяють уникнути «змазування» картинки при фотографуванні і відеозйомці портативними пристроями «з рук». Це особливо важливо для камер мобільних телефонів, оскільки застосування MEMC дозволяє вирішити цю проблему без істотного збільшення габаритів, маси і вартості виробу [7].

Бездротові технології проникають у багато областей техніки від персональних систем зв'язку і навігаційних систем до рішень для медицини, коли пристрій, введений в організм людини, передає сигнали про його стан на зовнішні приймачі. Розширення сфери застосування бездротових пристроїв вимагають розвитку складних мікромініатюрних систем, що дозволяють працювати в широкому спектрі частот з різними обмеженнями на дальність і потужність сигналу. Так, наприклад, сучасні мобільні телефони при обмежених

розмірах і вазі фактично містять в собі кілька бездротових систем, таких як GSM, Bluetooth, WiFi, 3G і інші. Все це ясно вказує на необхідність розробки радіочастотних пристроїв на одному кристалі. Цю можливість надає технологія MEMS [7].

Особливою сферою застосування MEMS є телекомунікаційні пристрої, що працюють по оптичним каналам зв'язку. Важливою перевагою MEMS є можливість роботи на мікрорівні безпосередньо з променем світла [7].

В електроніці для промисловості MEMS знаходить різне застосування, але в основному це контроль механічних впливів. Одним з таких застосувань є використання MEMS-акселерометрів для вимірювання характеристик вібрації обладнання [7].

У медичній і спортивній техніці знаходять застосування як MEMS-акселерометри, так і інші датчики, в тому числі, на основі мікроструйної технології. В основному, вони застосовуються для моніторингу стану організму і контролю фізичних навантажень. На базі MEMS-акселерометрів будуються бездротові крокоміри, які встановлюються, наприклад, в кросівки і фіксують пройдений шлях, швидкість і інші параметри. Також MEMS-датчики застосовуються для вимірювання артеріального тиску, числа витрачених калорій, тривалості вправ і перерв в них і т.п [7].

Мікроструменеві (microfluidic) MEMS мають найширшу сферу застосування, але основним їх використанням є створення діагностичних пристроїв для моніторингу навколишнього середовища, визначення збереження продуктів, що застосовуються в сільському господарстві та охороні здоров'я [7].

Мікроелектромеханічні чутливі елементи на сьогодні є одними з найпоширеніших сенсорів, які використовуються в системах керування, орієнтації та навігації мало розмірних рухомих об'єктів, які експлуатуються в різних фізичних середовищах. Розвиток MEMS технологій продовжується у напрямку підвищення точності та розширення функціональних можливостей

таких приладів і систем як на мікросистемному технологічному рівні, так і завдяки застосуванню алгоритмічних засобів.

1.2. Завдання обробки інформації в мікроелектромеханічних системах

На виході гіроскопа завжди присутній шум, навіть коли на вхід нічого не подається. Шум також вимірюється в градусах за секунду (середнєквдратичне відхилення). Шум може бути визначений як функція частоти за допомогою співвідношень Вінера-Хінчина, які встановлюють залежність між кореляційною функцією випадкового процесу і його спектральною щільністю потужності – як пара перетворень Фур'є. В цьому випадку мова йде про щільності шуму, яка виражається в градусах, віднесених до кореню з ширини діапазону частот, наприклад, 1 град / $\sqrt{\text{Гц}}$ [8]. Також шум може бути охарактеризований за допомогою методу Angle random walk (ARW). ARW описує середнє відхилення (або помилку, дрейф), яке має місце при інтегруванні вихідного сигналу (часто гіроскоп використовується для вимірювання кута повороту, для чого необхідно інтегрувати вихід). Дане відхилення з'являється виключно через шум на виході гіроскопа і збільшується зі збільшенням часу інтегрування, що вносить певні обмеження на можливість вимірювань кута. Вплив шуму наочно можна продемонструвати, якщо інтегрувати вихід гіроскопа, на вхід якого нічого не подається. Через шум, значення вихідного сигналу буде час від часу більше нуля, а також час від часу менше нуля, що в середньому може давати на виході сигнал, досить близький до нуля. Але так як білий шум описується Гауссівським розподілом, інтеграл від цієї величини може містити компоненту, яка дасть на виході регресію, тобто поступове зростання або спадання вихідної величини [8].

Одне з найбільш актуальних завдань цифрової обробки сигналів - завдання очищення сигналу від шуму. Будь-який сигнал містить не тільки корисну інформацію, а й деякі сторонні впливи (перешкоди або шум).

Для виділення корисної інформації, в залежності від поставленого завдання використовуються такі методи [9]:

- експоненціальне ковзаюче середнє;
- Фільтр Ланцоша;
- Фільтр Калмана;
- метод з використанням нейронних мереж;
- вейвлет-перетворення.

При аналізі експериментально отриманих стаціонарних часових рядів, як правило, при попередній підготовці даних виникає необхідність в придушенні наявного в них тренда.

Під трендом зазвичай розуміють наднизькочастотну негармонічну компоненту, яка різко порушує стаціонарність процесу. Найбільш частою причиною тренда в експериментально отриманих даних є «дрейф нуля» апаратури що реєструє. Інтегрування даних і деякі інші види обробки також можуть стати причиною появи тренда. Наявність тренда сильно спотворює результати подальшої обробки даних (спектральне оцінювання і т.п.), тому видалення тренду є необхідним. У ряді випадків сам тренд є цінним джерелом інформації (наприклад, при аналізі довгострокових тенденцій в економічних або метео- процесах).

Виділення тренду дозволяє або виділити і проаналізувати «повільні» тенденції, або, що частіше, допомагає отримати «на виході» якісні дані - центрований стаціонарний випадковий процес, придатний для подальшого аналізу [9].

1.3 Використання вейвлет-перетворення для фільтрації сигналів

При вейвлет-аналізі сигнал розкладається на апроксимуючі коефіцієнти, що представляють згладжений сигнал, і деталізуючі коефіцієнти, що описують коливання. Інформація про шумову компоненту в основному міститься в

деталізуючих коефіцієнтах, тому зазвичай саме вони обробляються при очищенні від шумів [10].

У звичайній ситуації передбачається, що сигнал шумової компоненти по модулю менше основного. При виконанні цієї умови найпростіший спосіб очищення від шуму полягає в наданні нульових значень коефіцієнтам, що не перевищують деякого граничного значення. Ця процедура називається пороговою обробкою коефіцієнтів.

Від вибору порогового рівня фону (оцінки дисперсії шуму) залежить якість шумозаглушення, що оцінюється у вигляді співвідношення сигнал / шум [10].

1.3.1. Загальна характеристика методу

Видалення шуму за допомогою вейвлет-перетворення виконується в чотири етапи [11]:

1. Розклад сигналу по базису вейвлетів.
2. Вибір порогового значення шуму для кожного рівня розкладання.
3. Порогова фільтрація коефіцієнтів деталізації.
4. Реконструкція сигналу.

З статистичної точки зору така методика є непараметричною оцінкою регресійної моделі сигналу з використанням ортогонального базису. Методика найкращим чином працює на досить гладких сигналах, тобто на сигналах, в розкладанні яких лише невелика кількість коефіцієнтів деталізації значно відрізняється від нуля.

Вибір використовуваного вейвлета і глибини розкладання, в загальному випадку, залежить від властивостей конкретного сигналу. Можна дати лише кілька рекомендацій [11]:

1. Більш гладкі вейвлети створюють більш гладку апроксимацію сигналу, і навпаки - "короткі" вейвлети краще відстежують піки функції, що апроксимується.

2. Глибина розкладання впливає на масштаб відсіяних деталей. Іншими словами, при збільшенні глибини розкладання модель віднімає шум все більшого рівня, поки не настане "переукрупнення" масштабу деталей і перетворення почне спотворювати форму вихідного сигналу.

При подальшому збільшенні глибини розкладання перетворення починає формувати згладжену версію вихідного сигналу, тобто фільтрується не тільки шум, але і деякі локальні особливості (викиди) вихідного сигналу.

При виборі порога шуму (етап 2) використовують, як правило, критерії, які мінімізують квадратичну функцію втрат для обраної моделі шуму.

Іншим корисним додатком вейвлет-аналізу є стиснення інформації. Принцип роботи алгоритмів арифметичного і статистичного стиснення ґрунтується на підвищенні ентропії сигналу, тобто виключення надлишкової інформації. Іншими словами, чим більше значень, що повторюються, містить сигнал, тим вище ступінь його стиснення [11].

Оскільки для гладких сигналів переважна більшість коефіцієнтів деталізації близькі до нуля, а кількість коефіцієнтів апроксимації експоненціально зменшується з підвищенням глибини розкладання, то стиснення вейвлет-розкладання сигналу потенційно більш ефективно, ніж стиснення вихідного сигналу.

Більш того, використання методики обнуління коефіцієнтів, подібної описаної вище, дозволяє реалізувати стиснення з втратами (тобто реконструйований сигнал відрізняється від вихідного в допустимих межах) з ще більшою ефективністю. В цілому, методика стиснення сигналів з використанням вейвлет-перетворення подібна методиці очищення сигналу від шуму, за винятком декількох особливостей [11]:

1. Рекомендується використовувати інші критерії вибору порога. Наприклад, можна використовувати критерій балансу між кількістю нульових коефіцієнтів і залишкової енергією сигналу. Суть цього методу полягає в тому,

що коефіцієнти деталізації з абсолютним значенням близьким до нуля містять лише невелику частину енергії сигналу.

Обнуління цих коефіцієнтів призводить до незначних втрат енергії. Оптимальним є таке значення порога, при якому відсоток коефіцієнтів деталізації, що обнуляються буде приблизно дорівнювати відсотку залишкової енергії сигналу після порогової фільтрації.

Підвищення порога буде підвищувати ступінь стиснення, але, разом з тим, будуть збільшуватись втрати якості. Зниження порогу дозволяє зменшити втрати при стисненні, але знижує його ефективність.

2. Якщо сигнал не містить великомасштабних (низькочастотних) складових або їх енергія невисока, то коефіцієнти апроксимації в розкладанні такого сигналу також будуть близькі до нуля. Отже, порогову фільтрацію при стисненні краще проводити не для кожного рівня розкладання (як при видаленні шуму), а для всього розкладання в цілому (можливо, включаючи і коефіцієнти апроксимації).

3. Рекомендується використовувати "жорстку" порогову фільтрацію. При цьому коефіцієнти, абсолютне значення яких не перевищує граничного значення, обнуляються, а всі інші залишаються без зміни. Такий метод фільтрації дозволяє більш точно відновити різкі зміни сигналу (скачки, вузькі піки і т.п.) і зберегти більшу кількість енергії в реконструкції сигналу.

4. Вейвлет-перетворення є лише метод первинної обробки сигналу для підвищення ефективності його стиснення. Безпосередньо стиснення виконується після цієї передобробки класичними методами. При цьому стиск виконується для коефіцієнтів вейвлет-розкладання сигналу, а його реконструкція з цими коефіцієнтами проводиться на етапі відновлення (декомпресії).

При дослідженні і обробці сигналу багато корисної інформації можна отримати з аналізу його частотних характеристик. Оскільки вейвлети мають

гарну частотно-часову адаптацію, вони могли б послужити зручним інструментом для дослідження частотних характеристик сигналу [11].

Крім того, зрозумілий зв'язок між масштабом вейвлет-перетворення і його частотної областю: чим більше масштаб, тим більш низькі частоти аналізуються. Однак, для практичного застосування вейвлетів в спектральному аналізі сигналів, необхідно встановити відповідність між масштабом вейвлета і його частотними характеристиками.

Таким чином, змінюючи масштаб вейвлет-перетворення, можна перекрити весь частотний діапазон досліджуваного сигналу. А за рахунок хорошої часової локалізації вейвлет-перетворення можна отримати інформацію про спектр буквально в кожній точці сигналу [11].

1.3.2. Сімейства вейвлетів

Вейвлет - узагальнена назва сімейств математичних функцій певної форми, які локальні в часі і по частоті, і в яких всі функції виходять з однієї базової за допомогою її зрушень і розтягувань по осі часу. Термін "вейвлет" в перекладі з англійської означає "маленька (коротка) хвиля". Вейвлет-перетворення розглядають аналізовані часові функції в термінах коливань, локалізованих за часом і частотою. Як правило, вейвлет-перетворення поділяють на дискретне і безперервне [12].

Вибір вейвлета диктується характеристиками сигналу.

Сімейства вейвлетів розрізняються за кількома важливими властивостями. Зокрема це [13]:

- Підтримка вейвлета за часом, частотою і швидкістю загасання.
- Симетрія або антисиметрія вейвлета. Відповідні фільтри ідеальної реконструкції мають лінійну фазу.
- Кількість зникаючих моментів.

- Регулярність вейвлета. Більш гладкі вейвлети забезпечують більш чітке розділення по частоті. Крім того, ітераційні алгоритми побудови вейвлетів збігаються швидше.
- Існування масштабної функції ϕ .

Вейвлет Хаара

Вейвлет Хаара - один з перших і найбільш простих вейвлетів. Він заснований на ортогональній системі функцій, запропонованій угорським математиком Альфредом Хара в 1909 році. Вейвлети Хаара ортогональні, мають компактний носій, добре локалізовані в просторі, але не є гладкими. Згодом Інгрід Добеші стала розвивати теорію ортогональних вейвлетів і запропонувала використовувати функції, які обчислюють ітераційним шляхом, які названі вейвлетами Добеші [14].

Перетворення Хаара використовується для стиснення вхідних сигналів, компресії зображень, в основному кольорових і чорно-білих з плавними переходами. Ідеальний для картинок типу рентгенівських знімків. Даний вид архівації відомий досить давно і безпосередньо виходить з ідеї використання когерентності областей. Ступінь стиснення задається і варіюється в межах 5-100. При спробі задати більший коефіцієнт на різких межах, особливо проходять по діагоналі, проявляється «сходовий ефект» - сходинки різної яскравості розміром в кілька пікселів [14].

Вейвлет Добеші

Вейвлети Добеші - сімейство ортогональних вейвлетів з компактним носієм, який обчислюється ітераційним шляхом. Названі на честь математика з США, яка першою побудувала дане сімейство, Інгрід Добеші [15].

Вейвлет-перетворення Добеші визначене таким же чином, як і вейвлет-перетворення Хаара - шляхом обчислення змінних середніх і різниць через скалярні добутки з масштабуючими сигналами і вейвлетами - єдина різниця між ними полягає в тому, як ці масштабуючі сигнали і вейвлети визначені. Для вейвлет-перетворень Добеші масштабування сигналів і вейвлети мають трохи

довші базиси, тобто вони виробляють середні значення і відмінності, використовуючи лише кілька додаткових значень з сигналу. Ця невелика зміна, однак, забезпечує величезне поліпшення можливостей цих нових перетворень. Вони надають нам набір потужних інструментів для виконання основних завдань обробки сигналів. Ці завдання включають стиснення і видалення шуму для аудіосигналів і зображень, а також включають зображення посилення і розпізнавання сигналів [16].

Вейвлети Добеші і Койфлета мають більш складну геометричну інтерпретацію і математичний опис, ніж вейвлет Хаара.

Ці два типи вейвлетів: Добеші, Койфлета, а також вейвлет Сімлета відносяться до групи ортогональних вейвлетів з компактним носієм. Серед основних властивостей, притаманних цій групі можна виділити [17]:

- можливість застосування швидкого вейвлет-перетворення;
- забезпечення принципової можливості реконструкції сигналів і функцій.

Вейвлети Сімлет - це сімейство вейвлетів, які є модифікованою версією вейвлета Добеші зі збільшенням симетрії.

Вейвлети Добеші і койфлети індукуються спільною 2π - періодичною функцією, але для койфлетів до неї додається набір умов, що визначають рівність нулю моментів відповідної скейлинг-функції, що дуже корисно в задачах апроксимації [18].

Переваги та застосування койфлетів [18]:

- Вейвлет-функції з компактними носіями, наприклад, такі як вейвлети Добеші і койфлети, найбільш якісно виділяють локальні особливості сигналів.
- Койфлети більш симетричні ніж, наприклад, вейвлети Добеші, що дає кращу апроксимацію при вивченні симетричних сигналів.
- Наявність у койфлетів нульових моментів скейлинг-функції призводить до кращого стиснення.

Отже, можна виділити такі переваги вейвлет-перетворення [19]:

- вейвлетне-перетворення має практично всі переваги перетворень Фур'є;
- вейвлетні базиси можуть бути добре локалізованими як по частоті, так і за часом. При виділенні в сигналах добре локалізованих різномасштабних процесів можна розглядати тільки ті масштабні рівні розкладання, які представляють інтерес;
- вейвлетні базиси, на відміну від перетворення Фур'є, мають досить багато різноманітних базових функцій, властивості яких орієнтовані на рішення різних завдань. Базисні вейвлети можуть мати і кінцеві, і нескінченні носії, що реалізуються функціями різної гладкості.

1.4. Огляд раніше виконаних робіт

Проведемо аналіз робіт, що були виконані раніше за темою даних наукових досліджень.

Модуль датчика показників життєдіяльності людини

Компанія Toshiba розробила модуль датчика показників життєдіяльності людини Silmee [20] (абревіатура від Smart healthcare Intelligent Monitor Engine & Ecosystem, або інтелектуальна екосистема розумного моніторингу охорони здоров'я). Модуль може одночасно контролювати кілька ключових показників стану пацієнта (кардіограму, пульс, температуру тіла і руху) і пересилати отримані дані смартфону або планшетному комп'ютеру по бездротовому каналу. До Silmee можна підключити будь-які датчики показників життєдіяльності, якщо, звичайно, вони не дуже великі, так як одна з причин розробки - бажання зробити його мініатюрним і носитися.

Розробка системи стабілізації кута відхилення балансуєчого робота

В [21] роботі описаний процес розробки системи стабілізації двоколісного балансуєчого робота. Розглядаються особливості роботи акселерометрів і гіроскопів, а також пропонується об'єднання показань цих двох датчиків для точного визначення кута відхилення в поточний момент часу. В даній роботі

використовується Комплементарний фільтр для визначення кута нахилу і оперує у своїй роботі показаннями акселерометра і гіроскопа. Результатом роботи є система стабілізації балансуючого робота, розрахована модальним методом. Результати не завжди дають прийнятні результати для об'єкта типу «перевернутий маятник», який відноситься до балансуючого роботу.

Синтез та аналіз додаткового фільтра для визначення орієнтації

В [22] роботі розглядаються проблеми синтезу та аналізу додаткових фільтрів, які використовуються для визначення положення рухомого транспортного засобу. У статті розглядається додатковий фільтр, який працює в довільно розташованій системі відліку, яка визначається особливостями роботи вимірювального пристрою. Представлені передавальні функції контролерів в каналах корекції акселерометра і магнітометри. Показано, що використання гіроскопа і акселерометра супроводжується зносом щодо всіх осей системи відліку. Отримано співвідношення для розрахунку цих зносів. Отримано спрощені рівняння додаткового фільтра щодо помилки орієнтації. Проаналізовано вплив структури передавальної функції контролера в каналі корекції за сигналами акселерометра на статичну точність додаткового фільтра. Показано, що перетворення кутів в систему координат з вертикальною віссю дозволяє усунути статичні помилки магнітометра щодо горизонтальних осей, при цьому зберігається помилка щодо вертикальної осі.

Апаратно-програмний комплекс позиціонування в просторі функціональних елементів гірських машин

В [23] роботі був розроблений апаратно-програмний комплекс. Також було розглянуто комплементарний фільтр, який дозволяє об'єднати показання гіроскопа і акселерометра. У статті представлені результати, які показують, що апаратно-програмний комплекс можна застосовувати на крокуючих екскаваторах вугільних розрізів Кузбасу з метою постійного моніторингу горизонтальності платформи і автоматизованого обліку робочих циклів технологічної машини за фіксований проміжок часу.

Застосування MEMС-датчиків при розробці системи автоматичної стабілізації двоколісного робота

В [24] роботі були розглянуті особливості застосування MEMС-датчиків для оцінки кута відхилення від вертикалі. Розглянуто переваги та недоліки двох видів MEMС-датчиків, широко застосовуваних у системах оцінки кута відхилення - акселерометра і гіроскопа. Показано, що гіроскоп має перевагу перед акселерометром, оскільки останній схильний до впливу зовнішніх сил, що викликають значне спотворення показань. Розглянуто два способи компенсації основного недоліку гіроскопа - дрейфу нуля: метод, заснований на застосуванні комплементарного фільтра, і метод, в основі якого лежить неявне використання показань датчика повороту колеса - енкодера. Показано, що застосування комплементарного фільтра обмежена через його основний уразливості - пропускання перешкод акселерометра в області середніх і низьких частот. Проведено моделювання, що показує можливість застосування для вирішення даної задачі другого способу, заснованого на використанні показань енкодера.

Оцінка стану маніпулятора за допомогою акселерометрів та гіроскопів

В [25] роботі оцінюються кути зчленування маніпулятора з використанням недорогих тривісних акселерометрів, приймаючи різницю між послідовними векторами прискорення. Кут на основі акселерометра компенсується одноосьовим гіроскопом з використанням додаткового фільтра для забезпечення надійних вимірювань. Порівнюються три стратегії компенсації: додатковий фільтр, додатковий в часі додатковий фільтр і розширений фільтр Калмана. Ця установка датчика також може точно відстежувати кут з'єднання, навіть коли вісь з'єднання паралельна силі тяжіння і дані акселерометра не дають корисної інформації. Щоб проаналізувати цю стратегію, акселерометри і гіроскопи були встановлені на одній руці робота PR2. Важіль плавно переміщався вручну по різних траєкторіях в його робочому

просторі, в той час як свідчення кута з'єднання за допомогою бортових оптичних датчиків порівнювалися з оцінками кута з'єднання за допомогою акселерометрів і гіроскопів. Стратегія оцінки кута низької вартості має середню помилку $1,3^\circ$ по всім оціненим з'єднанням, що призводить до середніх помилок положення кінцевого ефектора 6,1 мм або менше. Ця система забезпечує ефективне кутовий вимір в якості альтернативи високоточним енкодер в недорогих маніпуляторах і в якості надлишкових вимірювань для безпеки в інших маніпуляторів.

Аналіз руху об'єктів МЕМС пристроями

В [26] роботі були розглянуті сучасні МЕМС як додаткові атрибути «розумного» будинку, а також для аналізування руху людини. У першому випадку – це система контролю руху динамічного робота або людини, що потребує постійного нагляду, а в другому – це фітнес-тренер, оцінювач активності людини впродовж дня або ефективності процесу тренування спортсмена. Було розроблено програмне забезпечення для підключення до персонального комп'ютера та мікроконтролера Atmel Atmega328P. Було використано комплементарний фільтр для отримання усереднення даних положення інтегральної схеми. Було отримано результати, які дають змогу використовувати прості та дешеві елементи типу Arduino Leonardo з датчиком GY-521 для дослідження різноманітних фізичних, динамічних процесів руху певних об'єктів.

Комплементарний фільтр для квадрокоптера з компенсацією температурного дрейфу нуля датчика кутової швидкості

В [27] роботі було запропоновано метод визначення кутів тангажу та крену квадрокоптера з компенсацією температурного дрейфу нуля датчика кутової швидкості. Для об'єднання акселерометра та гіроскопа і усунення їх недоліків було застосовано комплементарний фільтр. Також було застосовано аналітичну компенсацію температурного дрейфу нуля датчика кутової швидкості, що дозволяє інерціальній навігаційній системі квадрокоптера більш

точно обраховувати реальне значення кута тангажу та крену, а отже дозволяє застосовувати квадрокоптер для дослідження середовища зі змінною температурою.

Алгоритми міріадної фільтрації

В [28] роботі було розглянуто алгоритми міріадної фільтрації в ковзному вікні даних. Проаналізовано властивості міріадного фільтру та інших нелінійних фільтрів на основі робастних оцінок при різних значеннях параметрів. Для дослідження властивостей нелінійних фільтрів застосовувалася комплексна модель одновимірного сигналу, що включає фрагменти різного виду елементарних сигналів. У роботі було надано рекомендації по вибору найбільш ефективних фільтрів в залежності від виду сигналу і характеристик перешкод.

Застосування локально-адаптивної міріадної фільтрації для комплексної моделі одновимірних сигналів

В [29] роботі було запропоновано локально-адаптивні алгоритми міріадної фільтрації з адаптивною зміною параметра лінійності міріадного фільтра K в залежності від локальних оцінок масштабу даних і "жорстким" переключенням параметрів розміру вікна і коефіцієнта, що впливає на параметр K . Отримано статистичні оцінки якості фільтрів за критерієм мінімуму середньоквадратичної похибки для комплексної моделі одновимірного сигналу. В якості тестового сигналу обрано комплексну модель одновимірного процесу, що дозволяє по локальним показникам якості аналізувати ефективність фільтрів для певних типів елементарних сигналів, а за інтегральними - судити про ефективність алгоритму в цілому. Показано, що для кращого усунення викидів доцільно попереднє застосування робастного міріадного фільтра.

З робіт [28] та [29], у якості прикладу, в магістерській дисертації використовувався подібний сигнал складної форми для подальшого аналізу. З даних робіт можна виявити недолік міріадного фільтра – це великі динамічні помилки при обробці стрибка функції. В широкому діапазоні зміни дисперсії

шуму міріадний фільтр на основі методу найменших квадратів - неефективний. За відсутності викидів при лінійних властивостях міріадний фільтр забезпечує найвищу ступінь подавлення шуму на лінійних ділянках сигналу, а при впливі імпульсних перешкод перевагу вже має робастний α -урізаний фільтр. Це означає, що здатність усувати викиди міріадного фільтра погіршується. Також, до недоліків міріадного фільтра можна віднести великі похибки в області точки з'єднання "плоскої" ділянки і параболи. Можна зробити висновки, що міріадний фільтр має складні алгоритми виділення складного тренду.

В багатьох практичних застосуваннях обробки сигналів та керування виникає необхідність виділення складного тренду з різноманітних шумоподібних сигналів. Такі завдання можуть мати місце при відновленні втраченої траєкторії рухомого об'єкта в умовах його складного руху, при апроксимації складних алгоритмів в системах адаптивного керування при різких змінах траєкторії чи умов руху, при зміні вихідних сигналів датчиків чи виконавчих елементів систем керування. Але наведений огляд показав, що питання обробки складних шумоподібних сигналів з метою виділення складних трендів є обмеженими та потребують подальшого дослідження, зокрема, важливим є оцінка ефективності застосування вейвлетної фільтрації для вирішення зазначеного вище завдання.

1.5. Мета і завдання даних наукових досліджень

Мета даної роботи - дослідження коректності та ефективності методів придушення шумової частини типового сигналу без погіршень його якості за допомогою вейвлет-перетворень різних типів з подальшим відновленням початкової форми основного сигналу.

Для досягнення поставленої мети в дисертації вирішуються такі завдання:

1. Огляд стану проблеми за темою дисертаційного дослідження та вибір методів обробки сигналів для фільтрації.

2. Виконати моделювання сигналів з монотонним трендом та трендом з екстремумом, виконати обробку сигналів та дослідити ефективність вейвлетної фільтрації з метою виділення тренду.

3. Виконати моделювання сигналів зі складним трендом, виконати обробку сигналів із застосуванням різних вейвлетних функцій (Хаара, Добеші, Сімлета та Койфлета).

4. Визначити похибку виділення складного тренду, зробити порівняльний аналіз отриманих результатів в залежності від числа рівнів розкладання та характеристик завад.

5. Розробити рекомендації по використанню вейвлетної фільтрації для завдань виділення складних трендів сигналів.

5. Розробити стартап –проект за темою магістерської дисертації.

РОЗДІЛ 2

ВИДІЛЕННЯ ПРОСТОГО ТРЕНДУ ШУМОПОДІБНОГО СИГНАЛУ

2.1 Вейвлет – аналіз

Серед відомих рішень проблеми однакового і досить простого представлення складних функцій можна відзначити розкладання в ряд Тейлора, поліноміальну апроксимацію, уявлення функцій і сигналів рядами Фур'є і т.д. В останні роки стало очевидно, що традиційний апарат уявлення довільних функцій і сигналів у вигляді рядів Фур'є виявляється малоефективним для функцій з локальними особливостями, зокрема для імпульсних і цифрових сигналів. Це пов'язано з тим, що базисна функція рядів Фур'є визначена на просторі від $-\infty$ до $+\infty$ і за своєю природою є гладкою і періодичною, і на практиці (в умовах обмеження числа членів ряду або спектра розкладання) не здатна описувати довільні сигнали [30].

З відкриттям вейвлетів основою цього рішення стала розробка принципово нового базису і класу функцій, які використовуються для декомпозиції і реконструкції функцій і сигналів. Вейвлет-спектрограми більш інформативні, ніж звичайні Фур'є-спектрограми, а можливості вейвлетів в обробці сигналів для широкого спектра задач, від, наприклад, передачі даних по мережі, до обробки сигналів, воістину великі.

Вейвлети - це узагальнена назва особливих функцій, що мають вигляд коротких хвильових пакетів з нульовим інтегральним значенням і з тієї чи іншою, часто дуже складною, формою, локалізованих по осі незалежної змінної і здатних до зсуву по ній і масштабування (стиснення / розтягування). Вейвлети створюються за допомогою спеціальних базових функцій - прототипів, які задають їх вид і властивості, які задовольняли б цілої низки специфічних умов [30].

2.2. Загальна характеристика

Загальна характеристика вейвлет-аналізу для обробки складних нестационарних сигналів наведено в [9]. Вейвлет – це хвильова функція з нульовим середнім значенням (СЗ), що є обмеженою у часовому та частотному поданнях. На відміну від перетворення Фур'є (ПФ), що ґрунтується на розкладанні сигналу в базисі ортогональних гармонічних функцій необмеженої тривалості, які є плавними та передбачуваними, вейвлет-перетворення (ВП) використовує нерегулярні та загалом несиметричні хвильові функції.

Неперервне ВП визначається як згортка сигналу $x(t)$, що аналізується, та деякої вейвлет-функції $\psi_{a,b}$, яку отримують шляхом розтягу-стиску (масштабування) та часового зсуву базової хвильової функції:

$$W_{\psi}x(a,b) = \int_{-\infty}^{+\infty} x(t) \frac{1}{\sqrt{a}} \psi^* \left(\frac{t-b}{a} \right) dt, \quad (2.1)$$

де a – показник масштабу, зменшення якого визначає стиснення вейвлет-функції, а збільшення – розтяг вейвлет-функції; b – показник зсуву базової вейвлет-функції за часовою віссю; $*$ – знак комплексного спряження.

Параметри a та b визначають відповідно масштаб та положення вейвлета на часовій осі, причому за малих значень a проводиться аналіз високочастотних складових сигналу $x(t)$, а за великих значень – низькочастотних складових. В результаті перетворення (2.1) зі змінними a та b визначаються вейвлет – коефіцієнти, які є функціями параметрів масштабу та положення, так як вони характеризуються різними масштабами на різних частинах сигналу $x(t)$.

Дискретне ВП визначається для параметрів масштабу та зсуву з основою 2, тобто для $a = 2^j$ та $b = n2^j$, за наступним виразом [9]:

$$W(2^j, n2^j) = \frac{1}{\sqrt{2^j}} \sum_k \psi^* \left(\frac{k}{2^j} - n \right) x(k), \quad (2.2)$$

де j – номер рівня розкладання, який визначає протяжність базового вейвлету на часовій осі.

В процесі перетворення відбувається розкладання сигналу, що аналізується, в ієрархічний набір апроксимацій a_j , які отримані для великих значень параметру масштабу та характеризують повільні змінювання сигналу, та деталей d_j , що отримані для малих значень параметру масштабу та характеризують високочастотні складові сигналу (рис.2.1) [9].

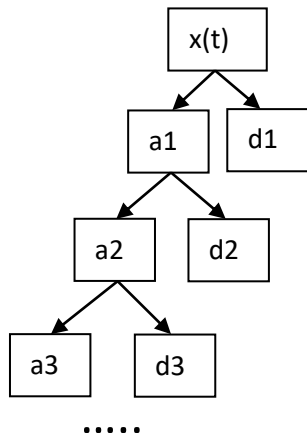


Рис. 2.1. Схема розкладання сигналу в набір апроксимацій та деталей [9]

Таким чином, вимірюваний сигнал $x(t)$ в результаті ВП набуває подання у вигляді такої суми:

$$x(t) = x_{j_m}^a(t) + \sum_{j=1}^{j_m} x_j^d(t), \quad (2.3)$$

де j_m визначає рівень розподілу з найбільш грубим часовим розділенням, а перехід до апроксимації на попередньому рівні (j_{m-1}) відбувається шляхом додавання функцій апроксимацій та деталей на рівні j_m .

Для реалізації розкладання (2.3) використовуються дзеркальні квадратурні фільтри, коефіцієнти яких пов'язані

між собою такою залежністю:

$$g_k = (-1)^k h_{l-k}, \quad (2.4)$$

і за якими визначаються спочатку масштабна функція $\phi(t)$, а потім вейвлет $\psi(t)$ у відповідності до масштабних залежностей [9]:

$$\phi(t) = \sqrt{2} \sum_k h_k \phi(2t - k) \quad \text{та} \quad \psi(t) = \sqrt{2} \sum_k g_k \phi(2t - k). \quad (2.5), (2.6)$$

Масштабні функції та вейвлети відповідають умовам ортогональності [9]. Для масштабної функції існує умова нормування - $\int \phi(t) dt = 1$, а для вейвлет-функції – умова рівності нулю перших M моментів вейвлету - $\int t^m \psi(t) dt = 0$, де m, M – цілі числа, $m \in [0; M-1]$.

Застосування описаної процедури до різних значень M для масштабних функцій породжує сімейство вейвлетів Добеші (Daubechies), які позначаються як dbM , де M відповідає кількості рівних нулю моментів вейвлету і визначає його порядок.

У [13] визначені й інші сімейства вейвлет-функцій. Вейвлет dbM та відповідна йому масштабна функція в основному локалізуються в межах часового інтервалу $(2M-1)$, а послідовності коефіцієнтів фільтрів h_k та g_k для відповідного вейвлету складають $2M$ чисел.

Реалізація ВП пов'язана з вибором порядку використаного вейвлету та числа рівнів розкладання. У відповідності до викладеного вище, зі збільшенням порядку M збільшується протяжність вейвлету у часі і погіршується часове розділення сигналів, а зменшення M призводить до скорочення довжини імпульсних характеристик дзеркальних квадратурних фільтрів і погіршення якості ВП складних сигналів. У відповідності до наведеного в [9] аналізу, доцільно вибирати $M > 5$ і так, щоб базова вейвлет-функція була максимально наближеною до мінімальних компонент сигналу, які необхідно розрізнити.

Так як процес розкладання (2.1) є ітераційним, то теоретично число рівнів розкладання j буде нескінченим. Для практичного використання вибір значення j залежить від інформативності отриманих розкладань. Як показано в [9], для використання вейвлетів з порядком 8 та більше, доцільно вибирати кількість рівнів розкладання $j \geq 4$.

Таким чином, залежність (2.3) визначає концепцію кратномасштабного аналізу, або ж багаторівневого розкладання, причому отримані на кожному рівні результати є певним чином пов'язаними між собою [9]. Можливість такого аналізу визначає одну з переваг ВП порівняно з методами частотного та частотно-часового аналізу, а саме його багатороздільну здатність.

Зазначені вище властивості ВП зумовили значне поширення даного методу для обробки сигналів, зокрема нестационарних, тому буде доцільним

застосування цього методу для аналізу складних шумоподібних сигналів з метою виділення з них трендів.

2.3. Моделювання та виділення корисної гармонічної складової зашумленого сигналу

В даній роботі аналізується змодельований сигнал, що є сумою корисної складової, полігармонічної завади та гаусівського широкосмугового шуму, реалізацію сигналу наведено на рис. 2.2.

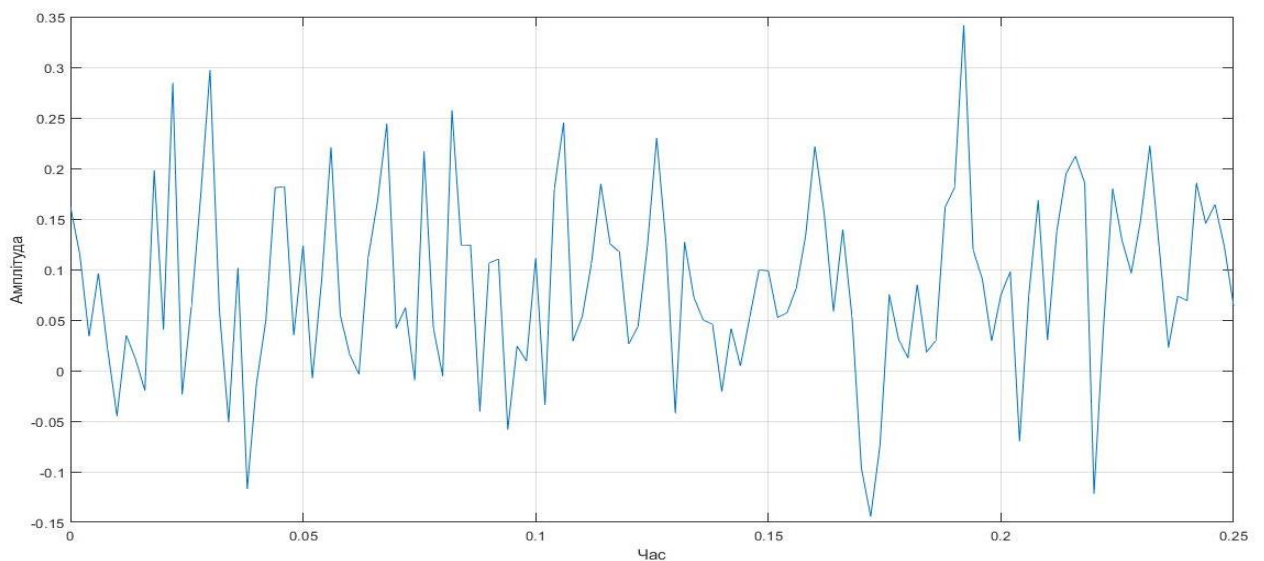


Рис.2.2. – Часова реалізація сигналу, що аналізується

Кількість записаних точок сигналу дорівнює 1250, частота дискретизації – 250 Гц, тривалість процесу $t \approx 5$ с.

Спочатку було проведено виділення корисної гармонічної складової сигналу з гармонічними завадами та шумом, який було змодельовано за таким рівнянням

$$x(t) = a_0 t + A_0 \sin \omega_0 t + \sum_{i=1}^3 A_i \sin \omega_i t + n(t) \quad (2.7)$$

де $a_0=0,1$; $A_0=1$; $A_1=0,3$; $A_2=0,05$; $A_3=0,01$; $f_0=0,1$ Гц; $f_1=10$ Гц; $f_2=25$ Гц; $f_3=70$ Гц.

Для змодельованого за (2.7) сигналом досліджуються можливості виділення корисної гармонічної складової (рис. 2.3)

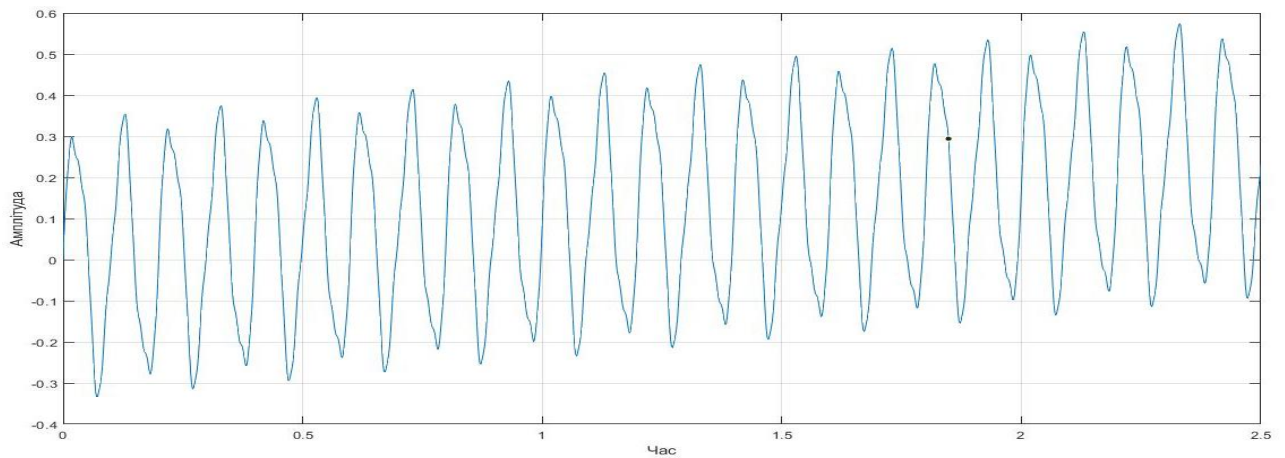


Рис. 2.3. – Корисна гармонічна складова зашумленого сигналу

Для аналізу корисної складової було виконано вейвлет – розкладання сигналу на 3 рівні з використанням хвильової функції сімейства Добеші 9-го порядку. Результати показані на рис. 2.4. Для кожного елемента розкладання за віссю абсцис відкладено кількість точок, а за віссю ординат – значення амплітуди.

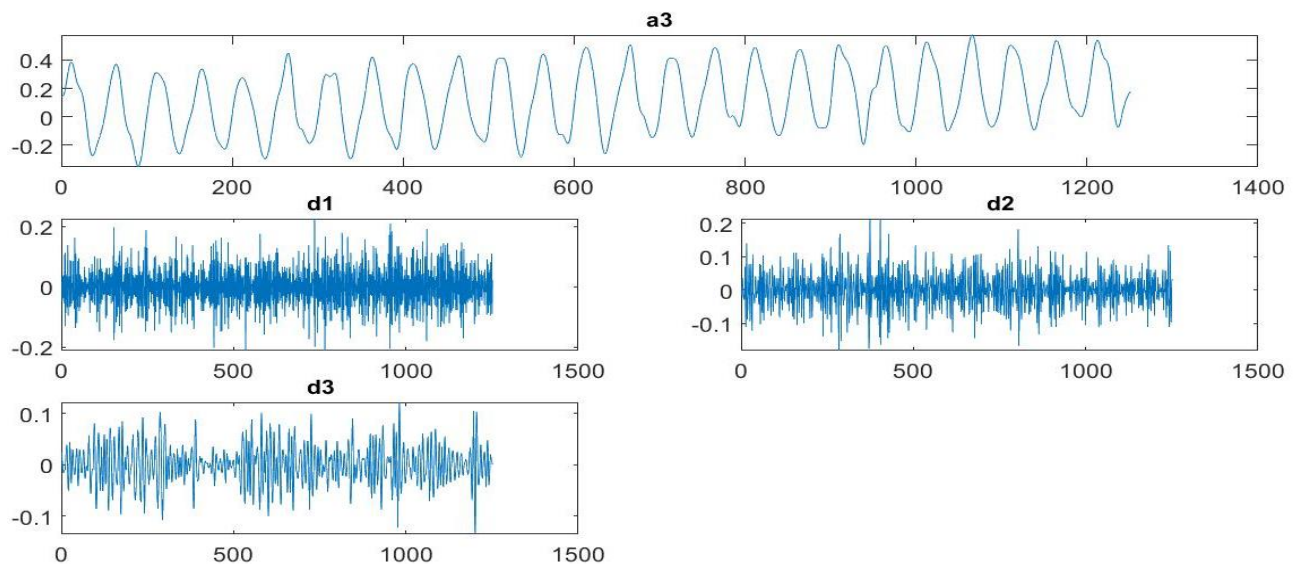


Рис. 2.4 – Результати вейвлет - розкладання

Далі було побудовано графік початкової корисної складової та отриманої після вейвлет-розкладання, результати показані на рис. 2.5.

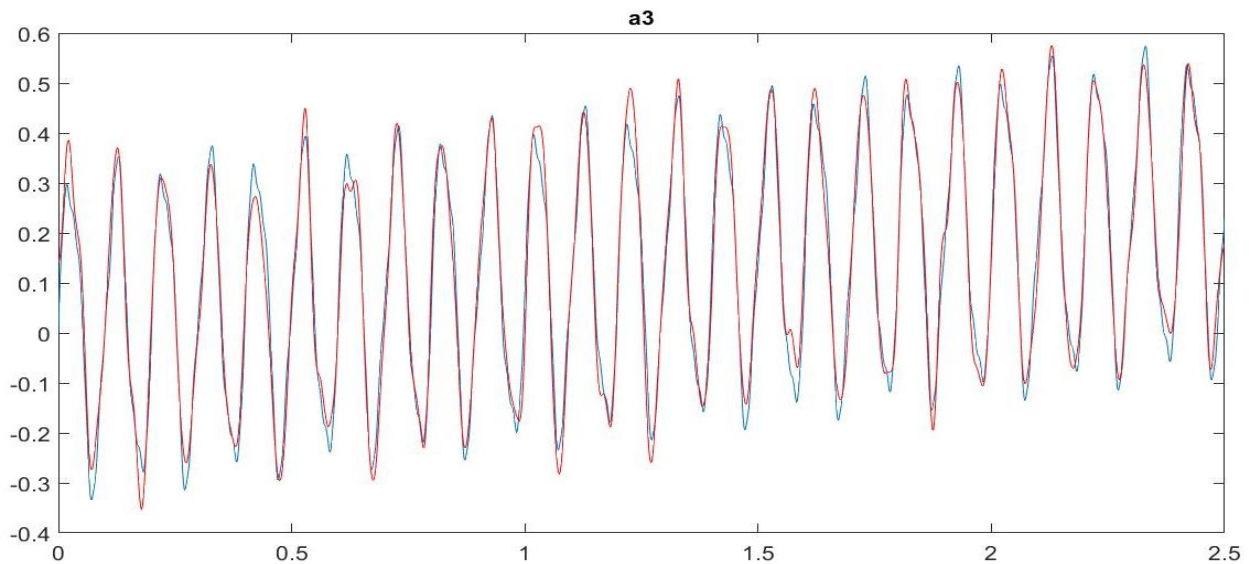


Рис. 2.5. – Початкова та отримана корисна складова

На рис. 2.6 показаний графік різниці точок початкової корисної складової та отриманої після вейвлет-розкладання за допомогою хвильової функції сімейства Добеші. Середньоквадратична похибка виділення корисної складової в цілому складає 0,0377, максимальні значення похибки - на рівні 0,1028.

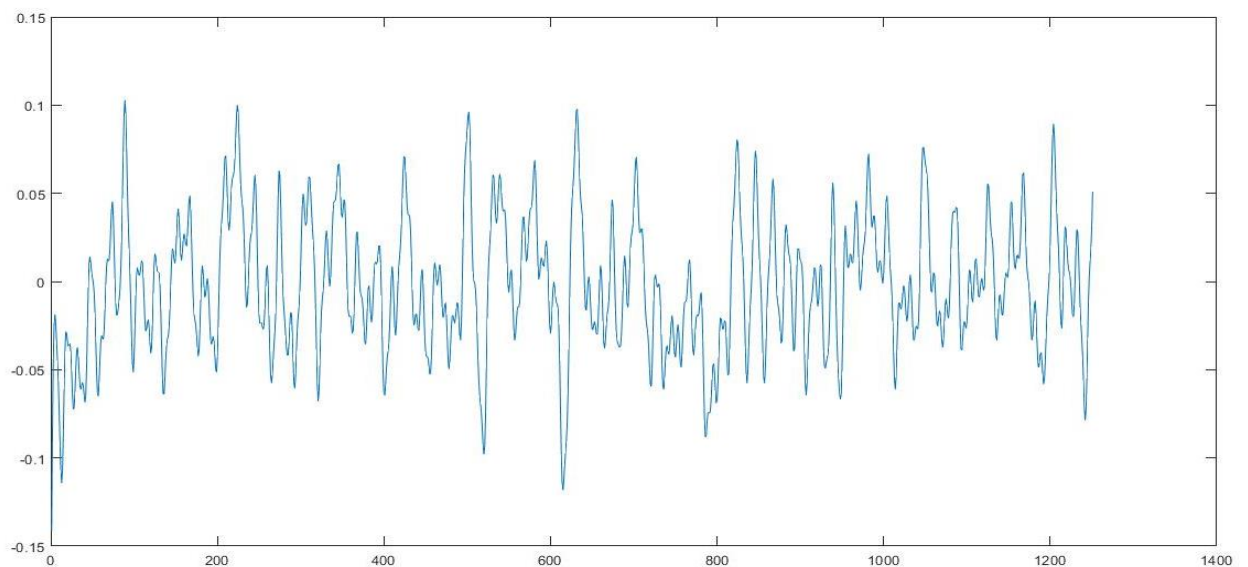


Рис. 2.6. - Графік різниці кожної точки

Результати вейвлет-розкладання за допомогою хвильової функції сімейства Хаара показані на рис. 2.7. Розкладання проводилося на 2 рівні. Для

кожного елемента розкладання за віссю абсцис відкладено кількість точок, а за віссю ординат – значення амплітуди.

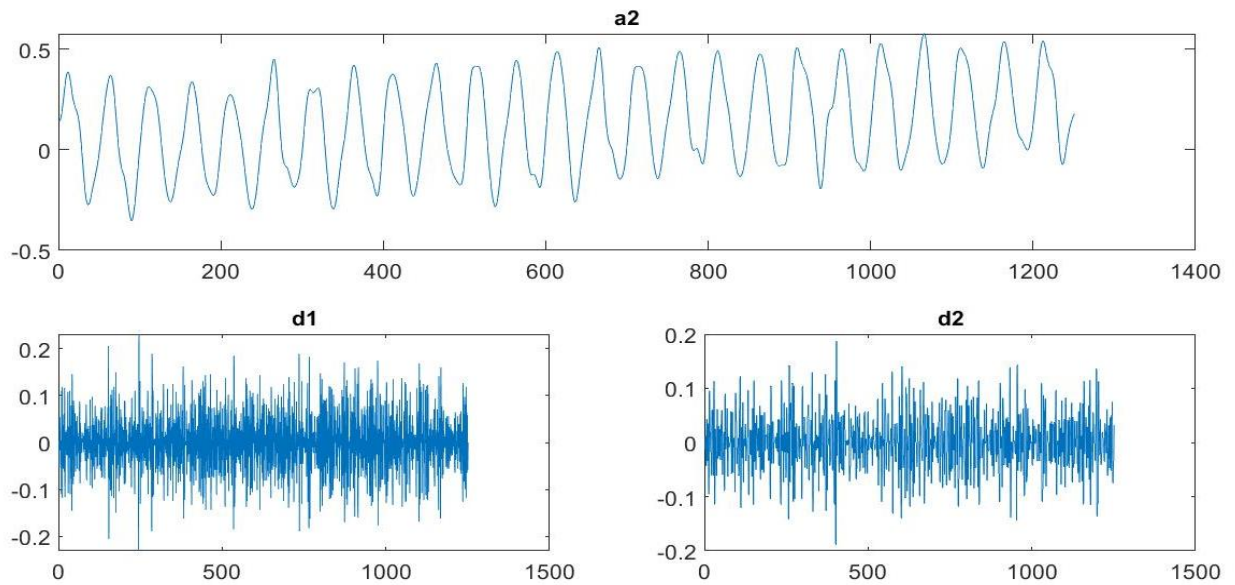


Рис. 2.7. – Результати вейвлет-розкладання

На рис. 2.8 показані початкова корисна складова та отримана після вейвлет розкладання за допомогою хвильової функції сімейства Хаара.

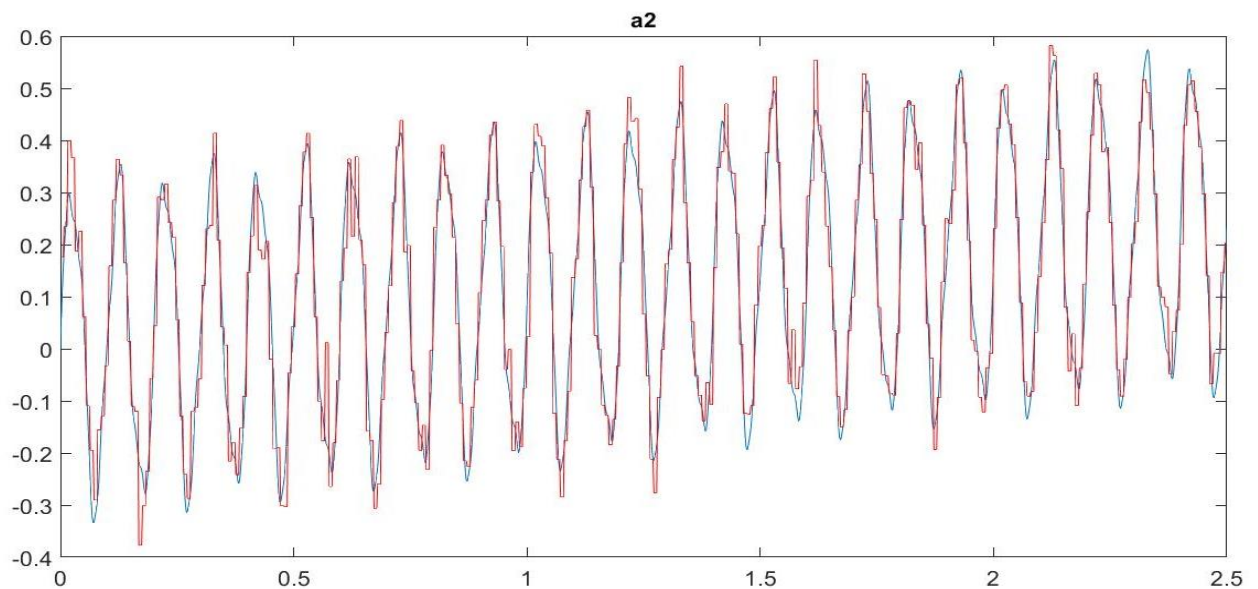


Рис. 2.8.- Початкова та отримана корисна складова

На рис. 2.9 показаний графік різниці точок початкової корисної складової та отриманої після вейвлет-розкладання. Для кожного елемента розкладання за

віссю абсцис відкладено кількість точок, а за віссю ординат – значення амплітуди. Середньоквадратична похибка виділення корисної складової в цілому складає 0,0601, максимальне значення похибки 0.2235.

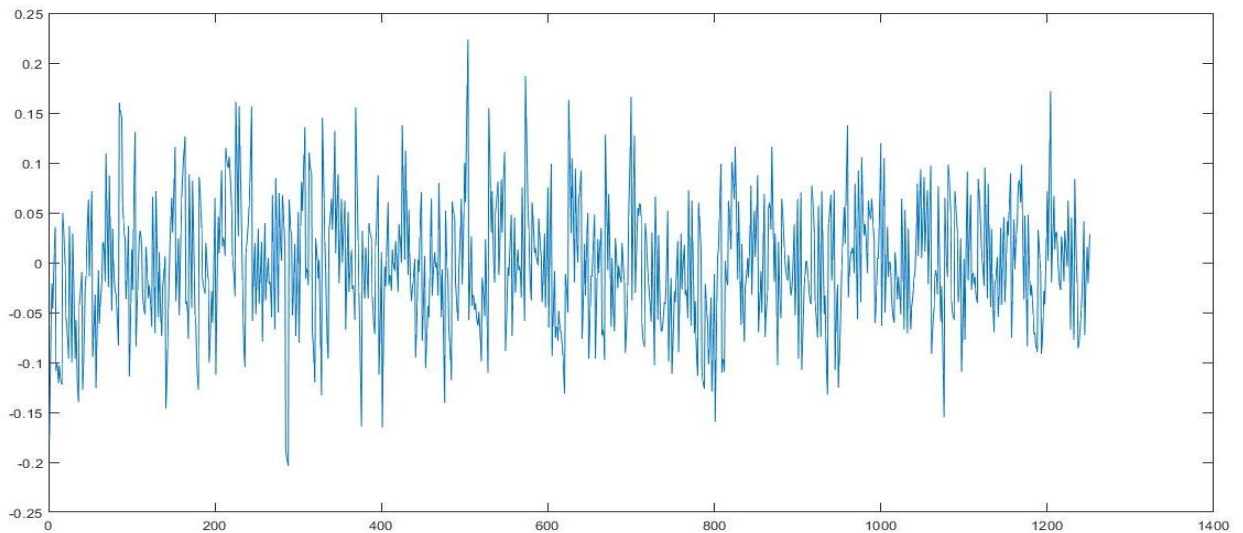


Рис. 2.9. – Графік різниці кожної точки

На рис. 2.10 показані результати вейвлет-розкладання корисної складової на 3 рівні з використанням хвильової функції сімейства Сімлетів 10-го порядку. Для кожного елемента розкладання за віссю абсцис відкладено кількість точок, а за віссю ординат – значення амплітуди.

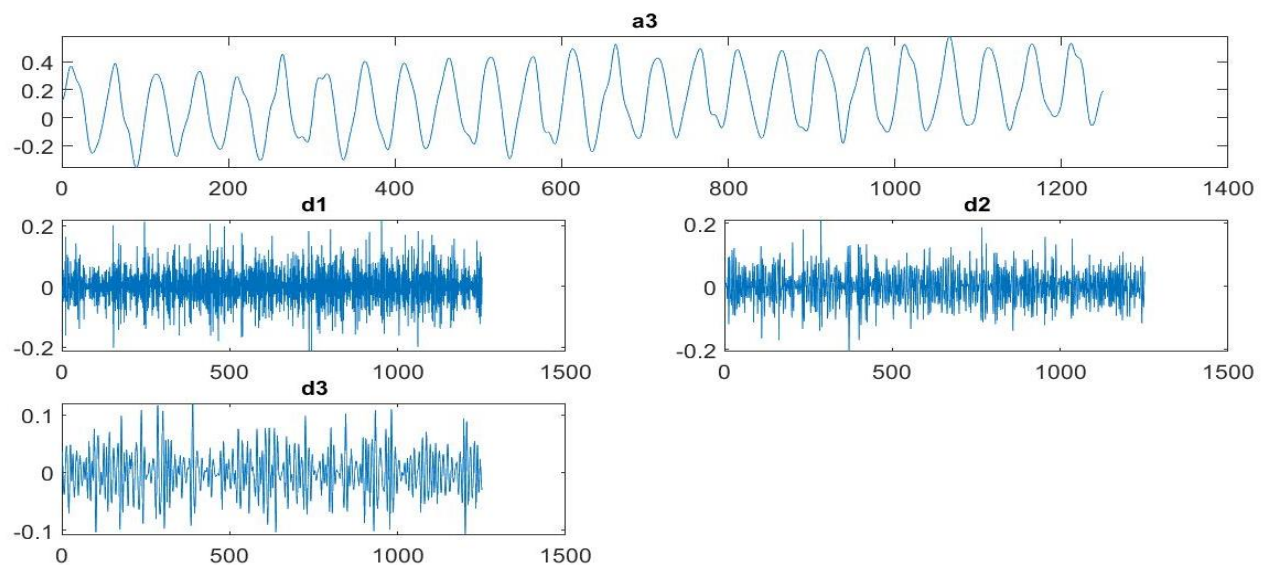


Рис. 2.10. – Результати вейвлет - розкладання

Далі, на рис. 2.11 показані початковий графік та отриманий для порівняння.

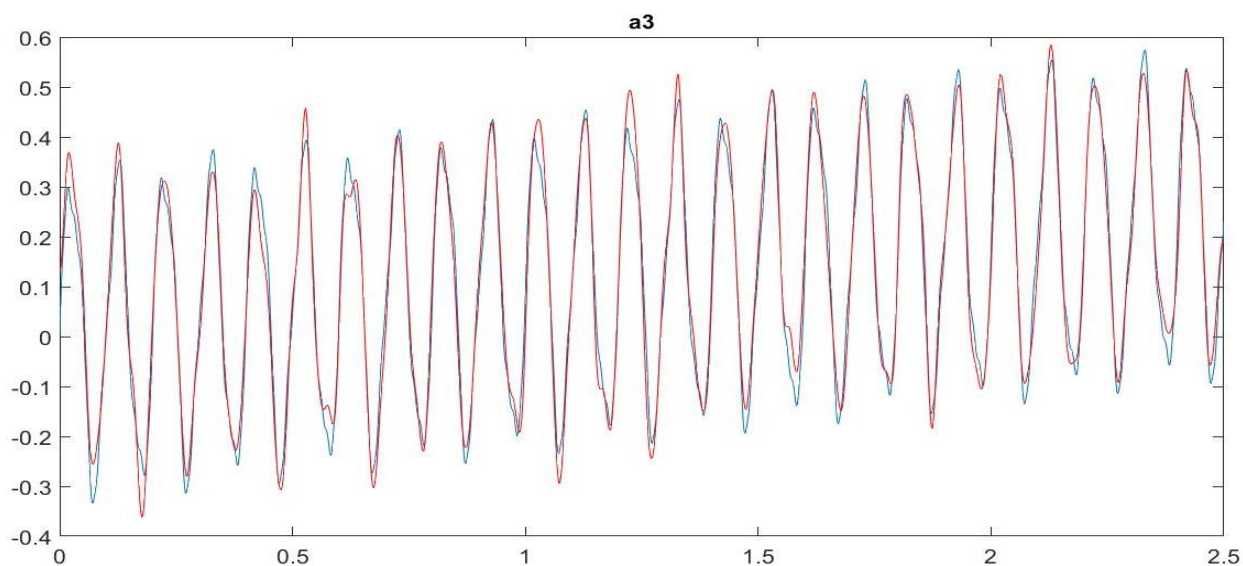


Рис. 2.11. – Початкова та отримана корисна складова

Було побудовано графік різниці кожної точки корисної складової та отриманої, результати показані на рис. 2.12. Середньоквадратична похибка в цілому складає 0,0377, максимальне значення похибки складає 0.1187.

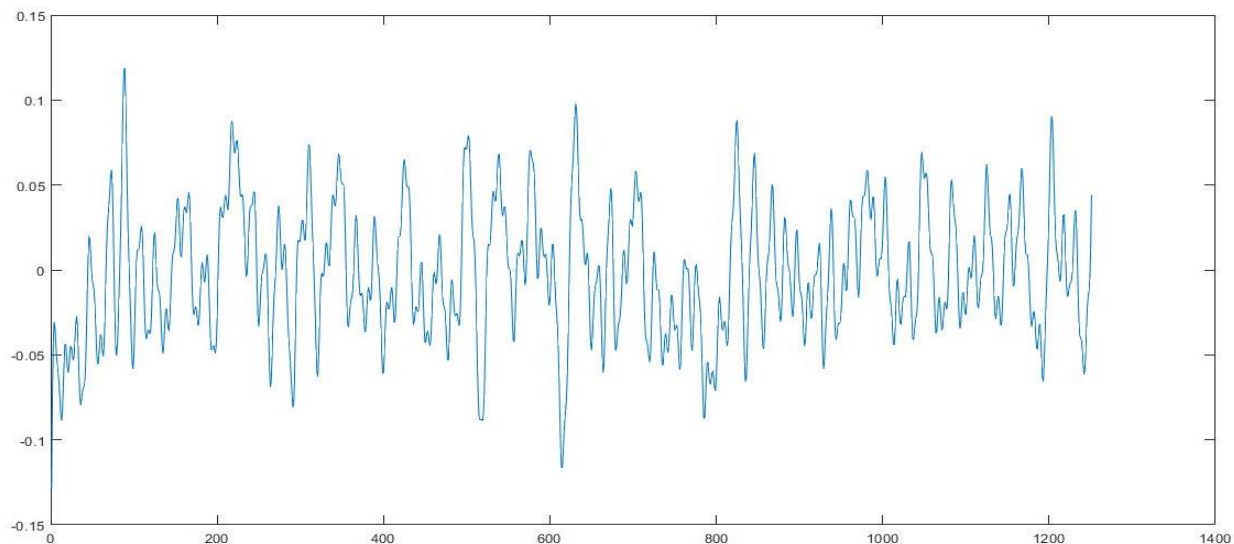


Рис. 2.12. - Графік різниці кожної точки

Наступне вейвлет-розкладання було виконано за допомогою хвильової функції сімейства Койфлетів 5-го порядку. Для виділення корисної складової було достатньо розкласти сигнал лише на 3 рівні. Результати наведено на рис. 2.13. Для кожного елемента розкладання за віссю абсцис відкладено кількість точок, а за віссю ординат – значення амплітуди. Як видно, використання хвильової функції Койфлетів також забезпечує виділення корисної складової (апроксимація a_3).

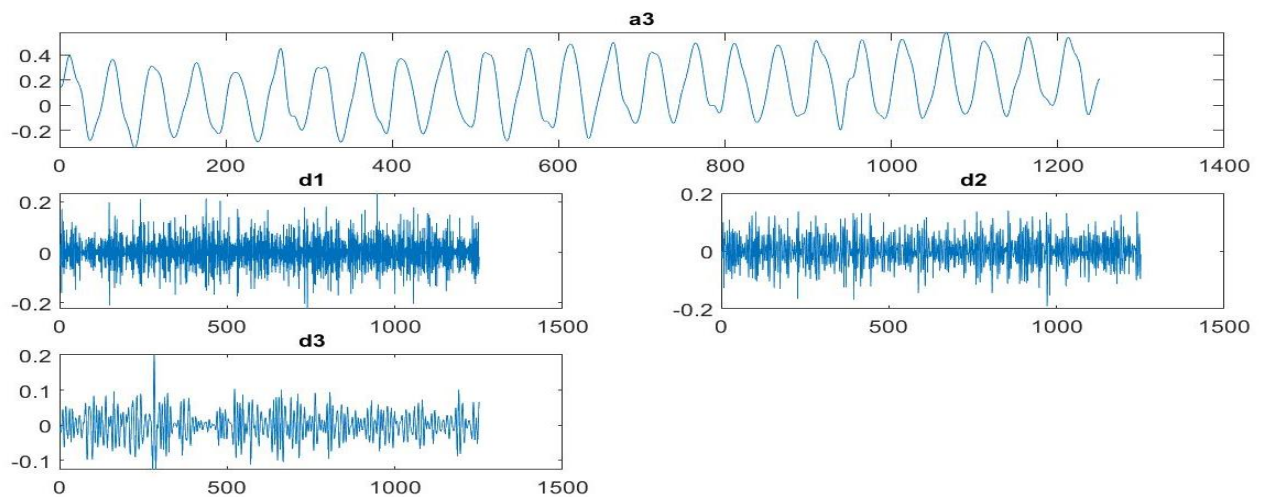


Рис. 2.13. - Результати вейвлет-розкладання

Для наглядної різниці було побудовано на одному графіку початкова корисна складова та складова після очищення, результати показані на рис. 2.14.

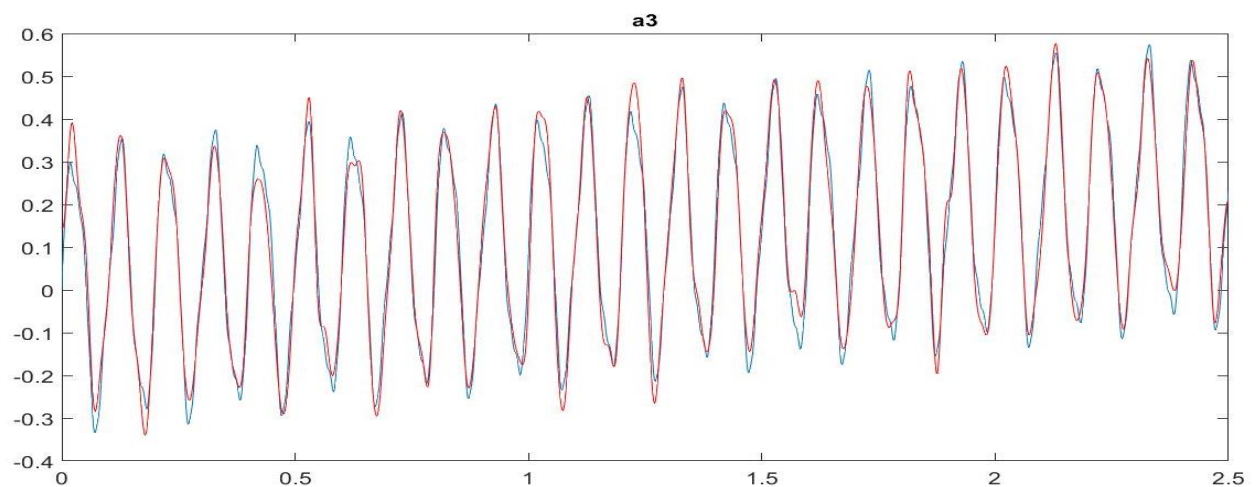


Рис. 2.14. – Початкова та отримана корисна складова

На рис. 2.15 показаний графік різниці точок початкової корисної складової та отриманої після вейвлет-розкладання за допомогою хвильової функції сімейства Койфлетів. Була порахована середньоквадратична похибка, вона становить 0,0374, максимальне значення похибки складе 0,0992.

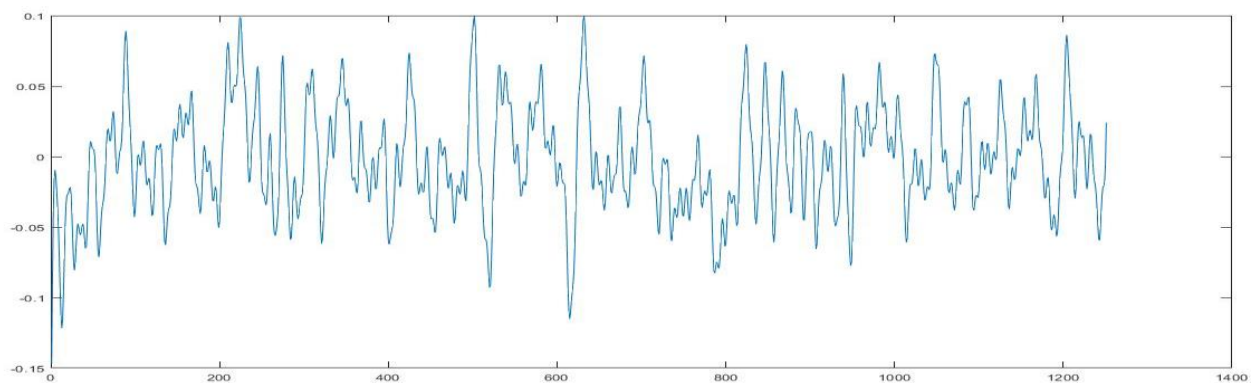


Рис. 2.15. - Графік різниці кожної точки

2.4. Виділення простого тренду

Далі для розглянутого вище змодельованого сигналу в роботі проведено дослідження можливості та ефективності виділення простого тренду – лінійної залежності в (2.7). Для цього спочатку виконано вейвлет-розкладання за допомогою сімейства Добеші 7-го порядку. Результати наведено на рис. 2.16. Для кожного елемента розкладання за віссю абсцис відкладено кількість точок, а за віссю ординат – значення амплітуди.

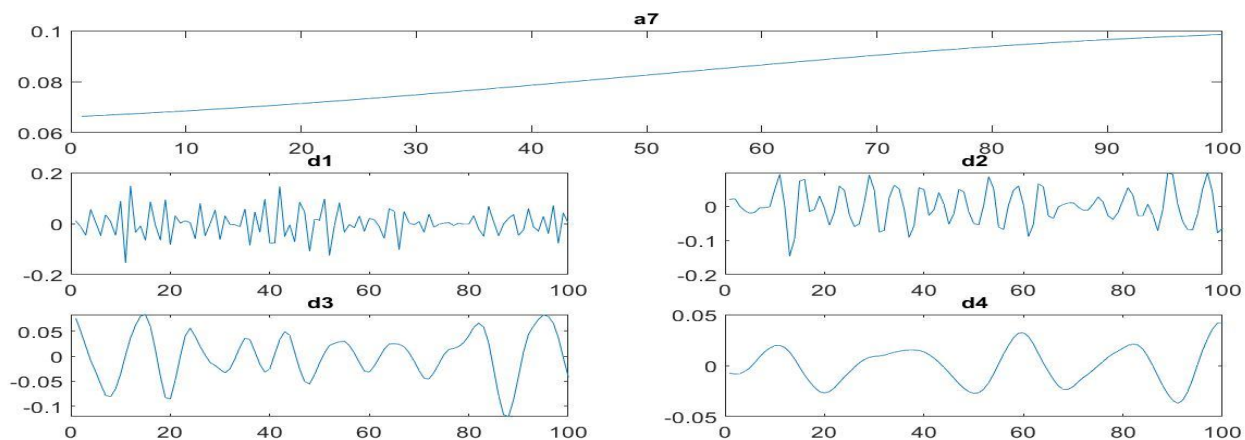
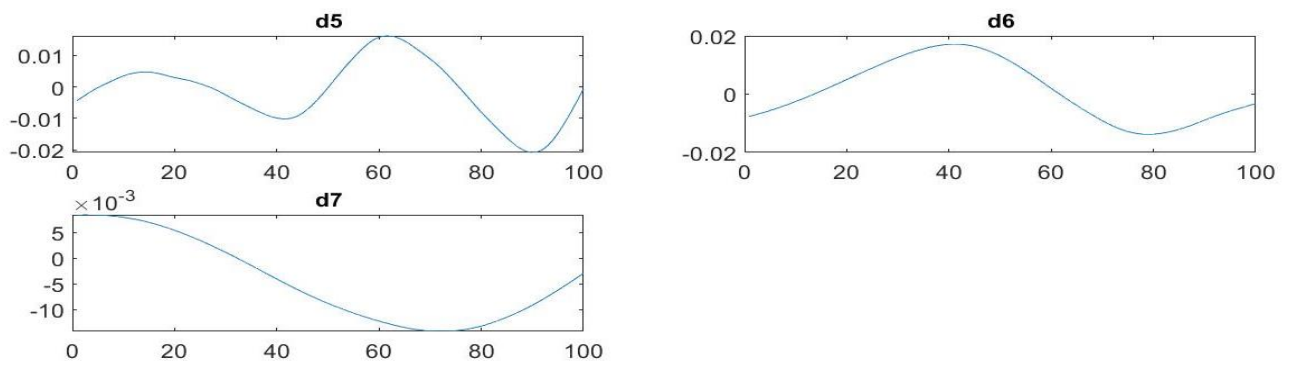


Рис. 2.16. - Результати вейвлет-розкладання



Продовження рис. 2.16

На рис. 2.17 показаний графік з початковим трендом сигналу та отриманим після вейвлет-розкладання з використанням хвильової функції сімейства Добеші.

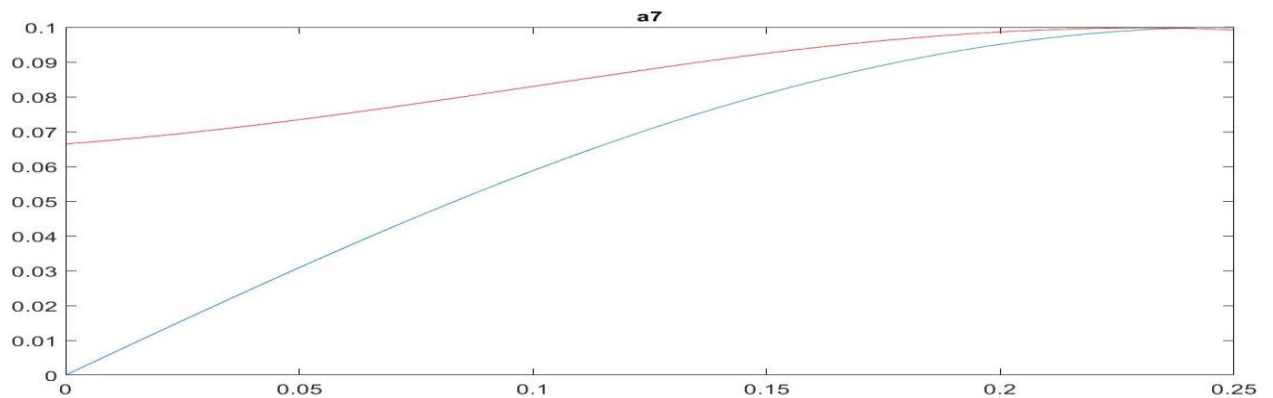


Рис. 2.17. - Початковий та отриманий тренд сигналу

Різниця точок початкового сигналу та отриманого показані на рис. 2.18. Була порахована середньоквадратична похибка, вона становить 0,0131, максимальне значення похибки складає 0,0147.

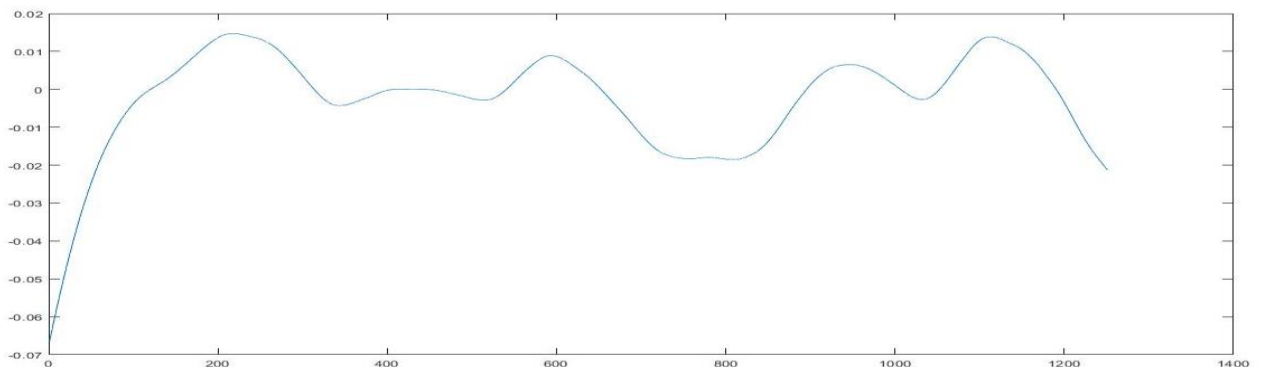


Рис. 2.18. – Графік різниці кожної точки

Наступне вейвлет-розкладання було виконано за допомогою хвильової функції сімейства Хаара. Результати наведено на рис. 2.19. Для кожного елемента розкладання за віссю абсцис відкладено кількість точок, а за віссю ординат – значення амплітуди.

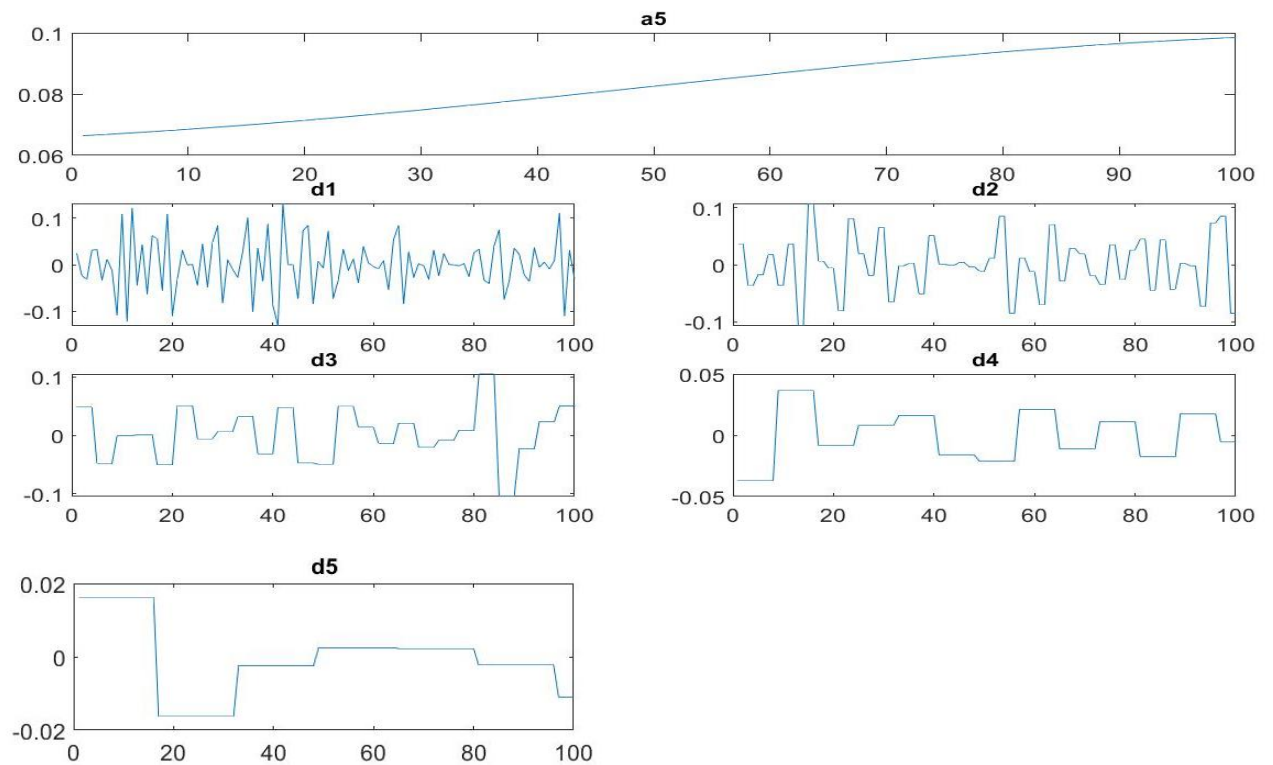


Рис 2.19. Результати вейвлет-розкладання

Для наглядної різниці було побудовано на одному графіку початковий сигнал та сигнал після очищення, результати показані на рис. 2.20.

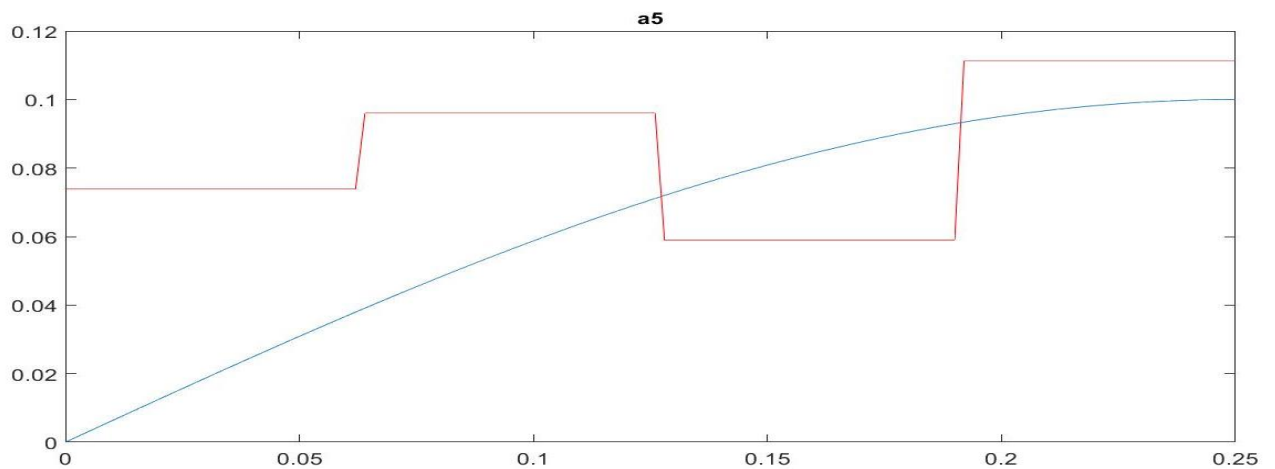


Рис. 2.20. – Початковий та отриманий сигнал

На рис. 2.21 показаний графік різниці точок початкового сигналу та отриманого після вейвлет-розкладання за допомогою хвильової функції сімейства Хаара.

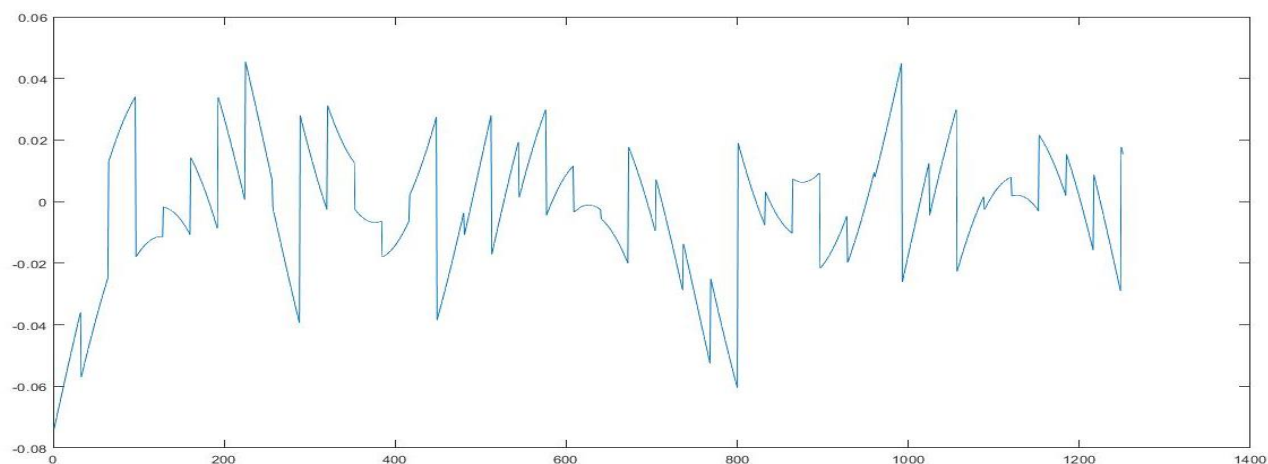


Рис. 2.21. – Графік різниці кожної точки

Середньоквадратична похибка виділення складного тестового сигналу в цілому складає 0,0203, максимальні значення похибки - 0,0454.

На рис. 2.22 показані результати вейвлет-розкладання сигналу з використанням хвильової функції сімейства Сімлетів 10-го порядку. Для кожного елемента розкладання за віссю абсцис відкладено кількість точок, а за віссю ординат – значення амплітуди.

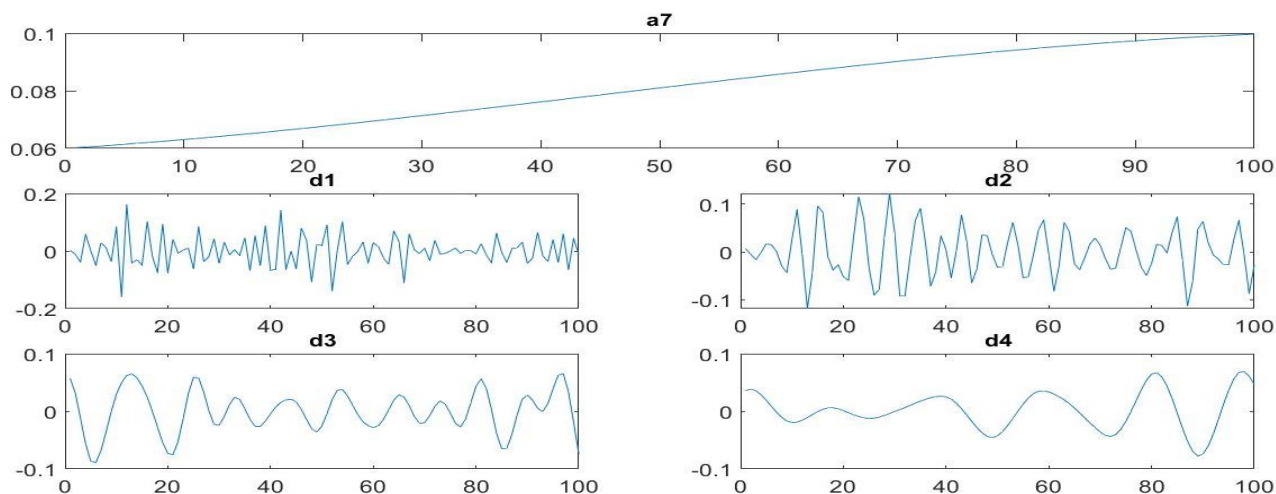
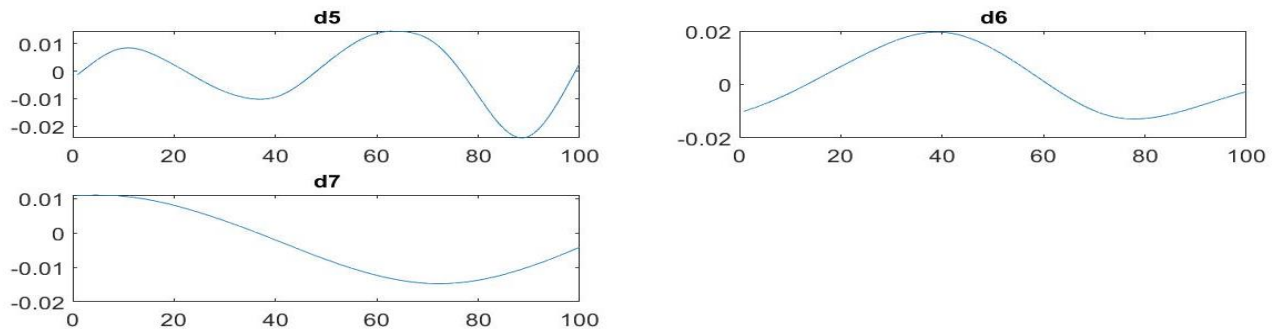


Рис 2.22. Результати вейвлет-розкладання



Продовження рис. 2.22

На рис. 2.23 показані початковий сигнал та отриманий сигнал після вейвлет-розкладання з використанням хвильової функції сімейства Сімлетів.

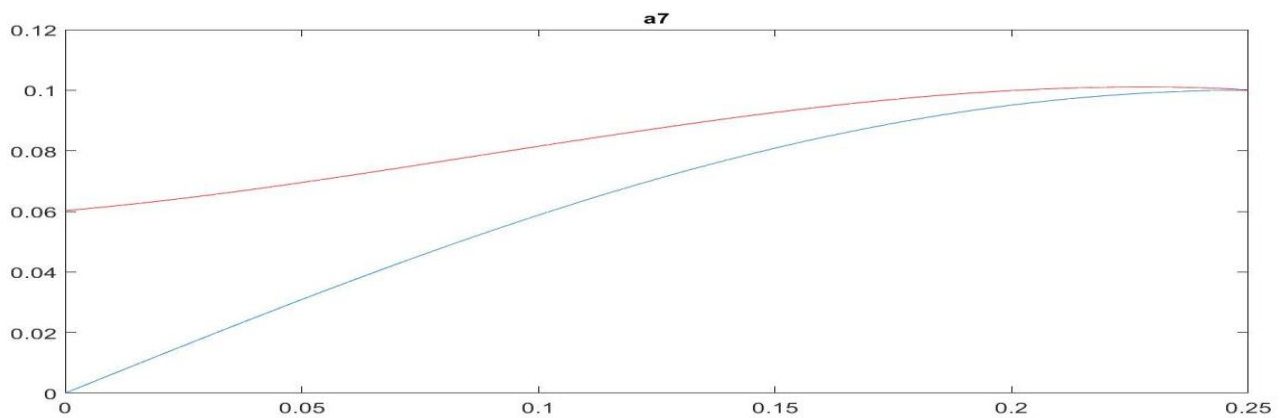


Рис. 2.23. – Початковий та отриманий сигнал

На рис. 2.24 показаний графік різниці точок початкового сигналу та отриманого після вейвлет-розкладання. Середньоквадратична похибка виділення складного тестового сигналу в цілому складає 0,0124, максимальне значення похибки – 1,0134.

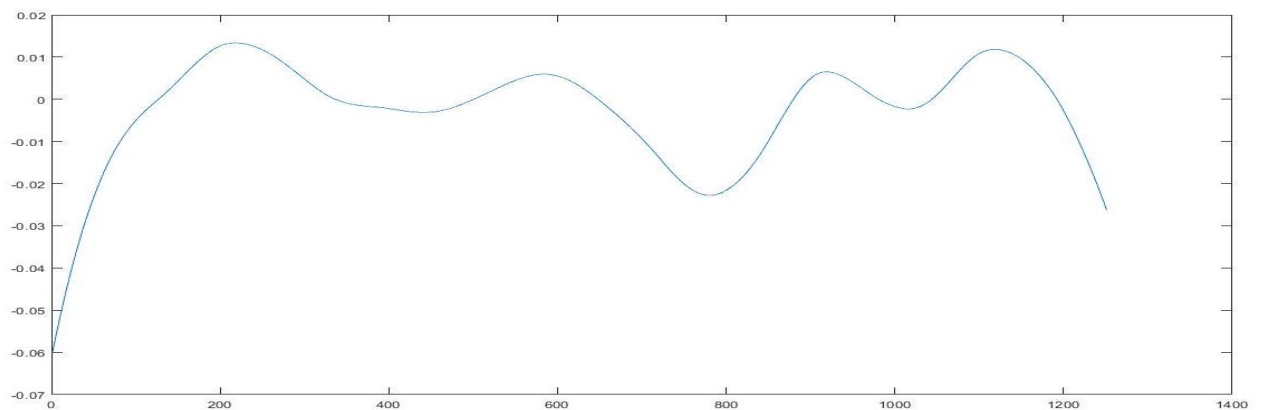


Рис. 2.24. – Графік різниці кожної точки

Наступним етапом є вейвлет - розкладання за допомогою хвильової функції сімейства Койфлетів 3-го порядку. Результати показані на рис. 2.25. Для кожного елемента розкладання за віссю абсцис відкладено кількість точок, а за віссю ординат – значення амплітуди.

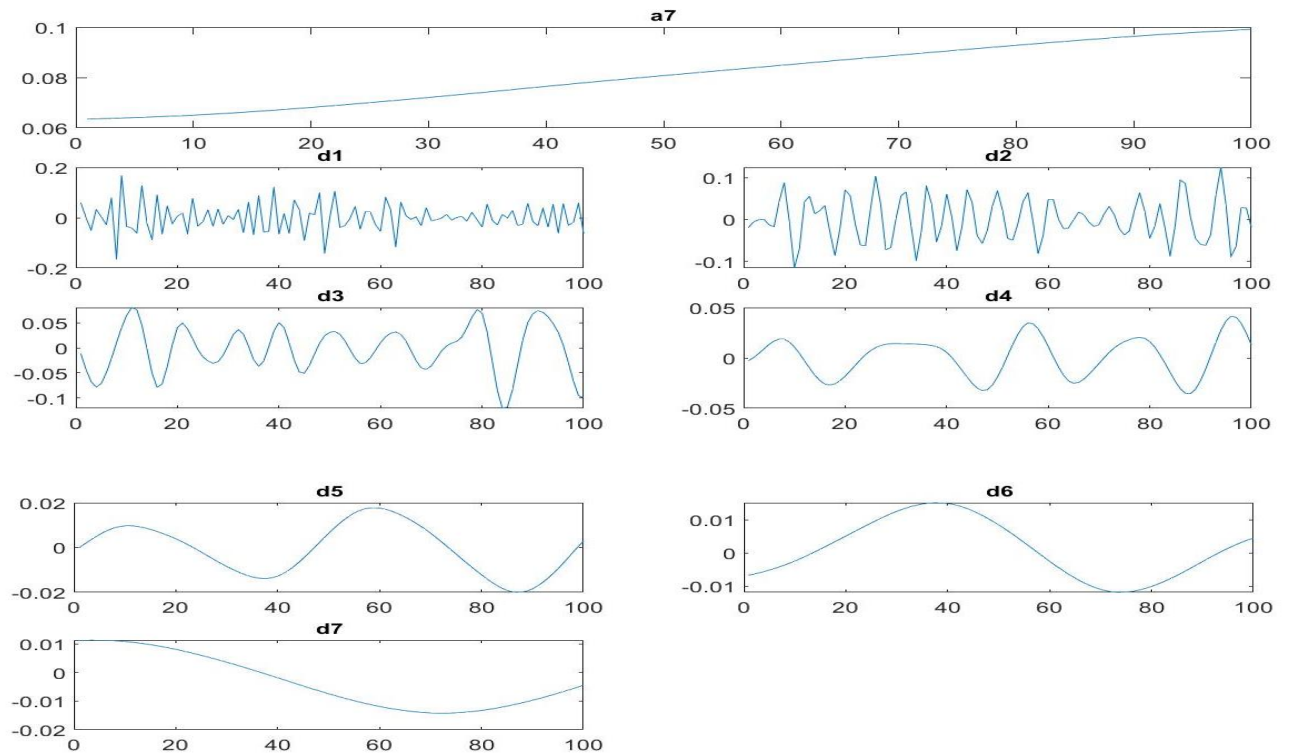


Рис 2.25. Результати вейвлет-розкладання

На рис. 2.26 показані початковий сигнал та отриманий після вейвлет-розкладання за допомогою хвильової функції сімейства Койфлетів.

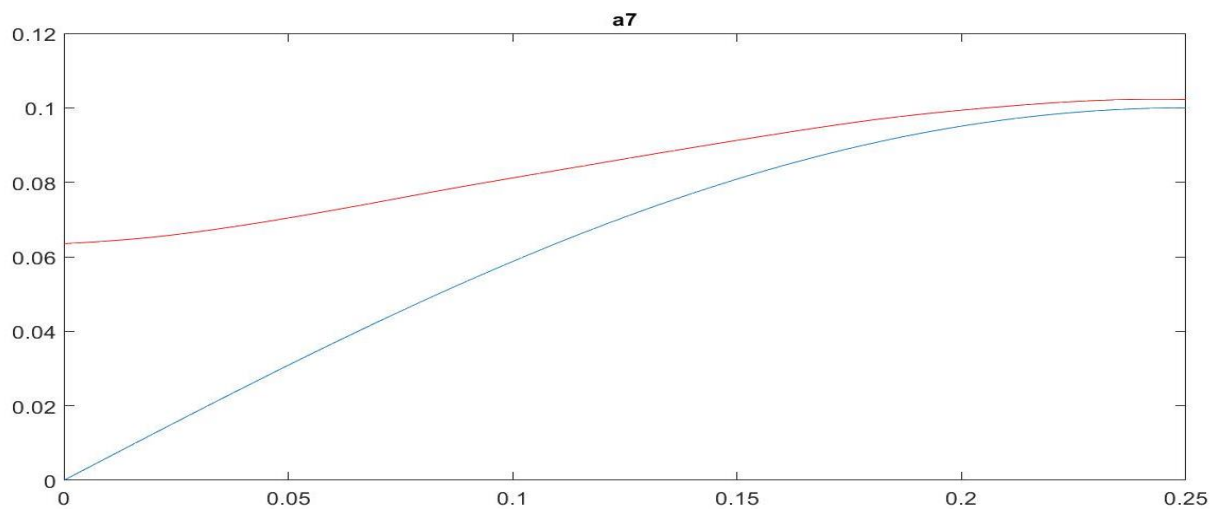


Рис. 2.26. – Початковий та отриманий сигнал

На рис. 2.27 показано різницю кожної точки початкового сигналу та отриманого. Середньоквадратичне похибка становить 0,0131., максимальне значення похибки – 0,0163.

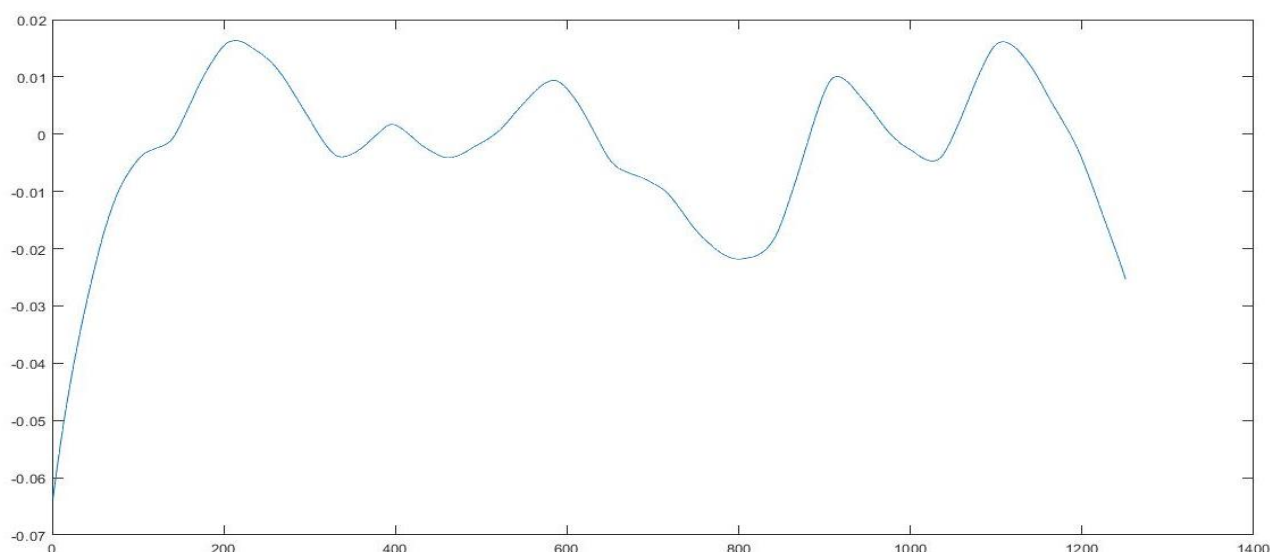


Рис. 2.27. – Графік різниці кожної точки

Як показали результати дослідження, застосування вейвлет-розкладання забезпечує виділення корисної гармонічної складової та простого (лінійного) тренду з сигналу з полі гармонічною завадою та гаусівським шумом. Похибка виділення є різною для різних хвильових функцій, які використовувались.

Висновки до Розділу 2

1. Виконано моделювання сигналу, що є сумою лінійної складової, корисної гармонічної складової, полігармонічної завади та гаусівського широкосмугового шуму (кількість записаних точок сигналу дорівнює 1250, частота дискретизації – 250 Гц, тривалість процесу $t \approx 5$ с.), за змодельованим сигналом проведено виділення тестового сигналу (тренду) та корисної гармонічної складової шляхом використання вейвлетної фільтрації з такими хвильовими функціями: Добеші; Хаара; Сімлетів; Койфлетів.

2. Виділення корисної складової показало:

- для результатів виділення з використанням хвильової функції Добеші, середньоквадратичне відхилення становить – 0,0377, максимальне значення похибки складає 0,1028;

- для результатів виділення з використанням хвильової функції Хаара, середньоквадратичне відхилення становить – 0,0601, максимальне значення похибки складає 0,2235;

- для результатів виділення з використанням хвильової функції Сімлетів, середньоквадратичне відхилення становить – 0,0377, максимальне значення похибки складає 0,1187;

- для результатів виділення з використанням хвильової функції Койфлетів, середньоквадратичне відхилення становить – 0,0374, максимальне значення похибки складає 0,0992.

3. Проведено порівняльний аналіз отриманих результатів, який показав, що найкращий результат очищення корисної гармонічної складової було отримано за допомогою вейвлет-розкладання з використанням хвильової функції сімейства Койфлетів 5-го порядку. За допомогою цього сімейства складову було достатньо розкласти на 3 рівні, а отримана корисна складова майже ідентично повторює форму початкової з найменшим серед інших значенням середньоквадратичної похибки. Найгірший результат було отримано вейвлет-розкладанням з використанням хвильової функції сімейства Хаара.

4. Виділення простого тренду показало:

- для результатів виділення сигналу з використанням хвильової функції Добеші, середньоквадратичне відхилення становить – 0,0131, максимальне значення похибки складає 0,0147;

- для результатів виділення сигналу з використанням хвильової функції Хаара, середньоквадратичне відхилення становить – 0,0203, максимальне значення похибки складає 0,0454;

- для результатів виділення сигналу з використанням хвильової функції Сімлетів, середньоквадратичне відхилення становить – 0,0124, максимальне значення похибки складає 0,0134;

- для результатів виділення сигналу з використанням хвильової функції Койфлетів, середньоквадратичне відхилення становить – 0,0131, максимальне значення похибки складає 0,0163.

Найкращий результат очищення сигналу було досягнуто за допомогою вейвлет-розкладання з використанням хвильової функції сімейства Сімлетів 3-го порядку, розкладання проводилося на 7 рівнів, була отримана найменша середньоквадратична похибка.

РОЗДІЛ 3

ВИДІЛЕННЯ СКЛАДНОГО ТРЕНДУ ШУМОПОДІБНОГО СИГНАЛУ

3.1. Моделювання сигналу зі складним трендом

В даній роботі аналізується змодельований сигнал - комплексна модель одновимірного процесу (рис.3.1), що дозволяє по локальним показникам якості аналізувати ефективність фільтрів для певних типів елементарних сигналів. Ця комплексна модель містить практично всі види елементарних сигналів. Інтервал часу 5с, частота дискретизації 100 Гц, що відповідає кількості точок в корисному сигналі – 500. Максимальне значення сигналу 5 (в умовних одиницях), мінімальне – (-0,5) [32].

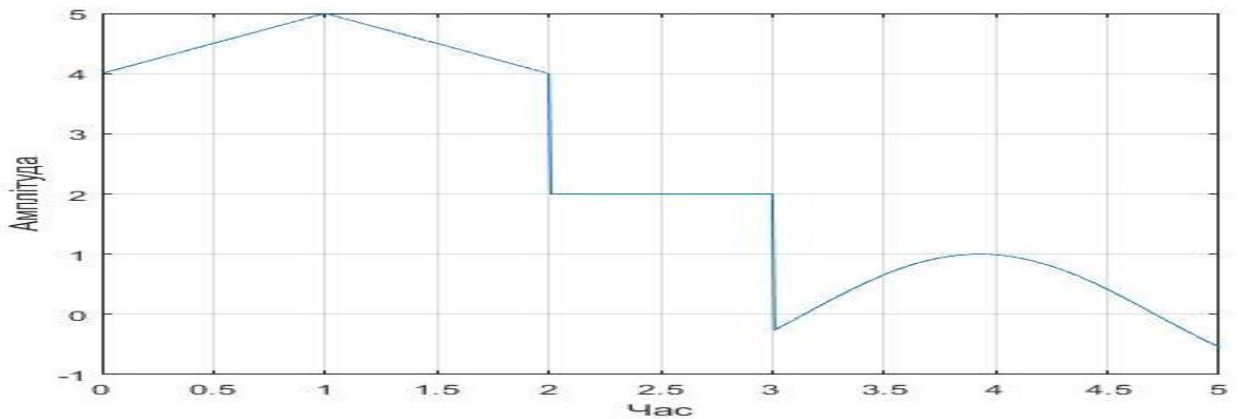


Рис. 3.1. – Тестовий сигнал

Далі на цей сигнал було накладено випадковий шум у середовищі MatLab з середнім квадратичним відхиленням 0,2 (дисперсія 0,04), результат показаний на рис. 3.2 [32].

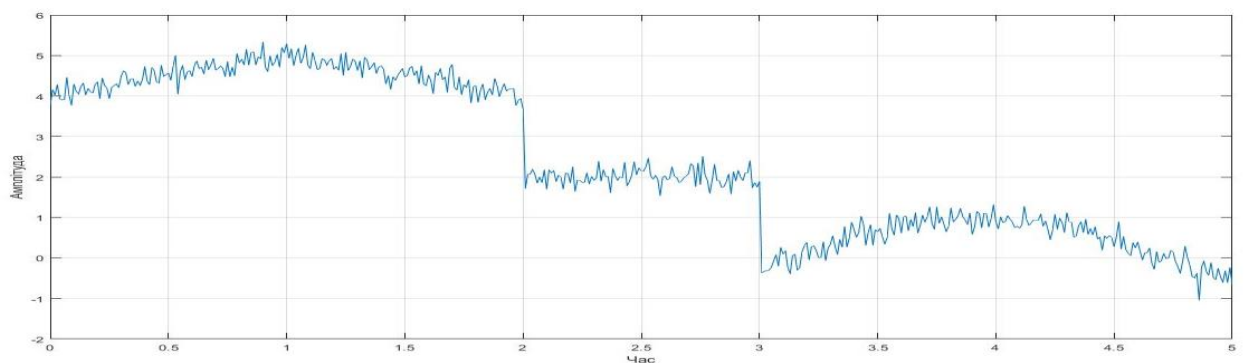


Рис. 3.2. – Сигнал із шумом

Для подальшої обробки використовувались завади у вигляді білого шуму з дисперсією 0,04 (СКВ 0,2), 0,16 (СКВ 0,4) і 4 (СКВ 2).

3.2. Результати обробки сигналів з випадковою завадою

Для очищення сигналу від шуму використовувалися наступні типи вейвлетів: Добеші, Хаара, Сімлета та Койфлета. Вибір цих вейвлетів був зроблений з двох причин: вони є ортогональними і володіють можливістю реконструкції сигналу.

На рис. 3.3 показані результати вейвлет-розкладання сигналу на 2 рівні з використанням хвильової функції сімейства Добеші 4-го порядку. У якості виділеного тренду використовуємо апроксимацію останнього рівня розкладання. Для кожного елемента розкладання за віссю абсцис відкладено кількість точок, а за віссю ординат – значення амплітуди [32].

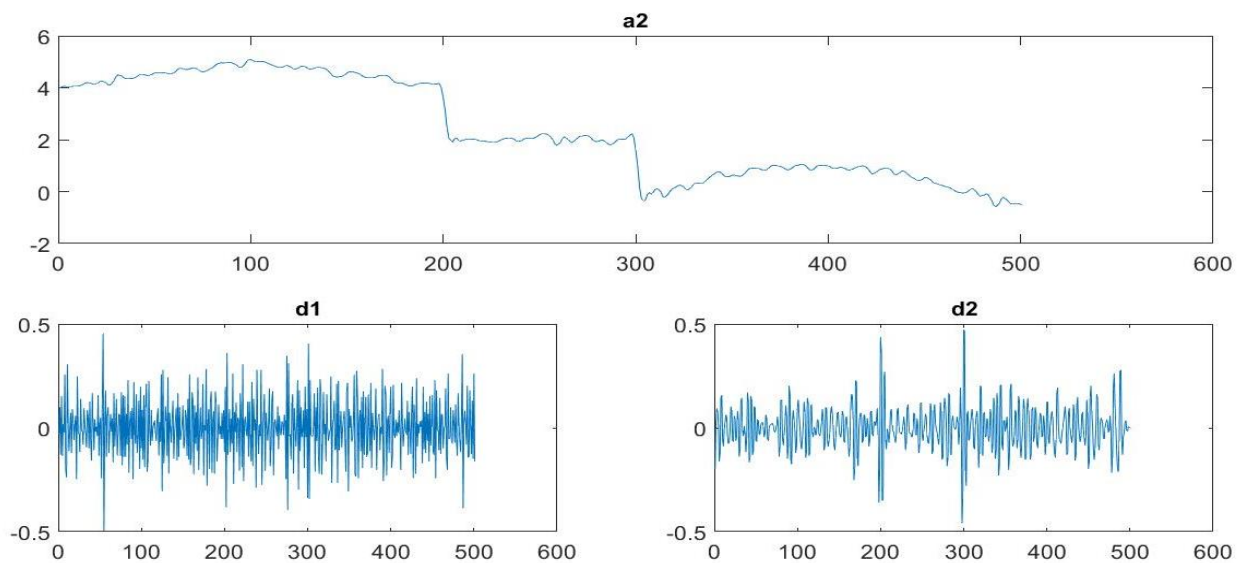


Рис 3.3. Результати вейвлет-розкладання з використанням хвильової функції сімейства Добеші

Далі, на рис. 3.4 показані початковий графік та отриманий для порівняння.

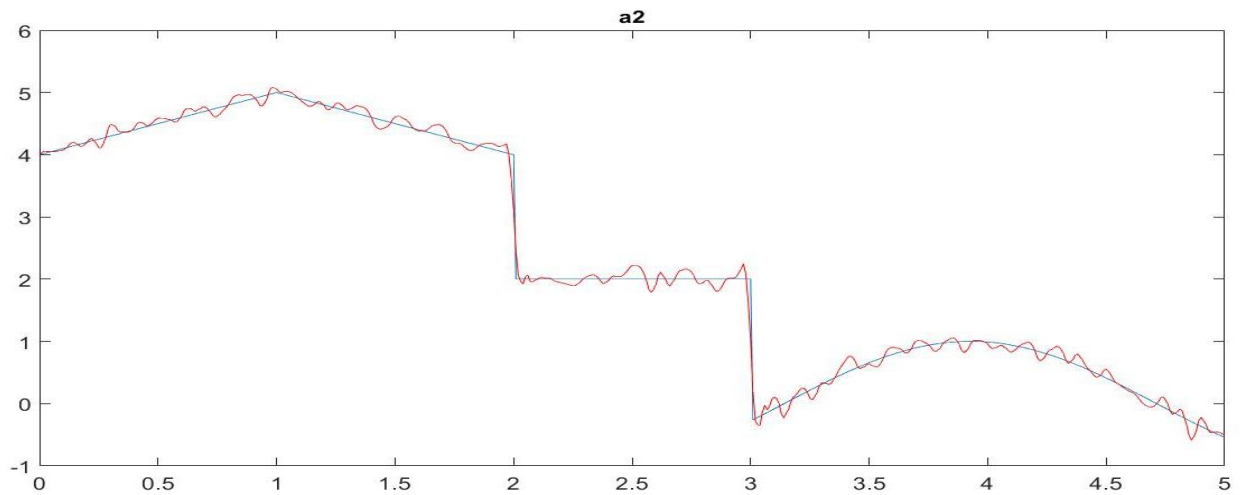


Рис. 3.4. – Початковий та отриманий сигнал

Було побудовано графік різниці кожної точки початкового сигналу та отриманого, результати показані на рис. 3.5.

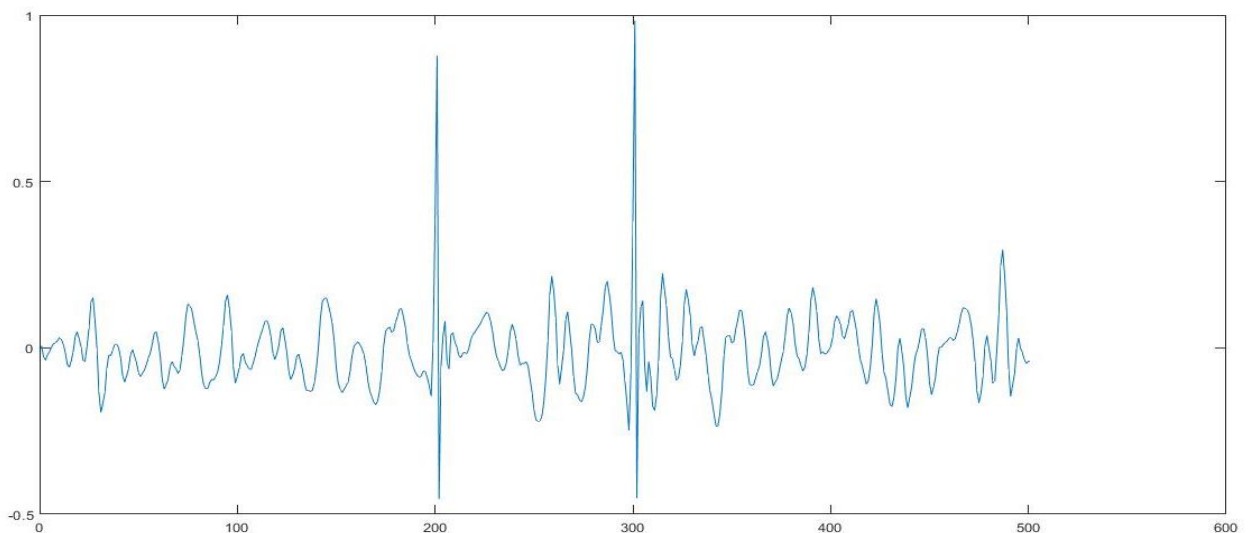


Рис. 3.5. – Графік різниці кожної точки

Як видно, апроксимація другого рівня розкладання a_2 відображає тестовий сигнал, середньоквадратична похибка виділення складного тестового сигналу в цілому складає 0,1136. Максимальне значення похибки – 0.9831.

Наступне вейвлет-розкладання було виконано за допомогою хвильової функції сімейства Хаара. Для виділення тестового сигналу було достатньо розкласти сигнал лише на 2 рівні. Результати наведено на рис. 3.6. Для кожного елемента розкладання за віссю абсцис відкладено кількість точок, а за віссю

ординат – значення амплітуди. Як видно, використання хвильової функції Хаара також забезпечує виділення складного тестового сигналу (апроксимація a_2) [32].

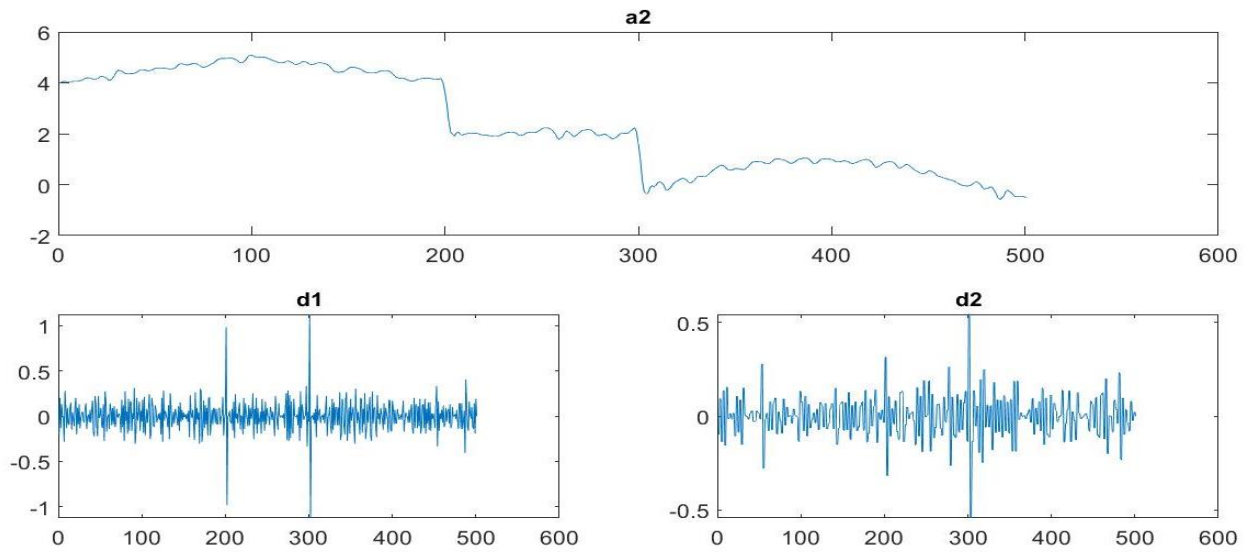


Рис 3.6. Результати вейвлет-розкладання з використанням хвильової функції сімейства Хаара

Для наглядної різниці було побудовано на одному графіку початковий сигнал та сигнал після очищення, результати показані на рис. 3.7.

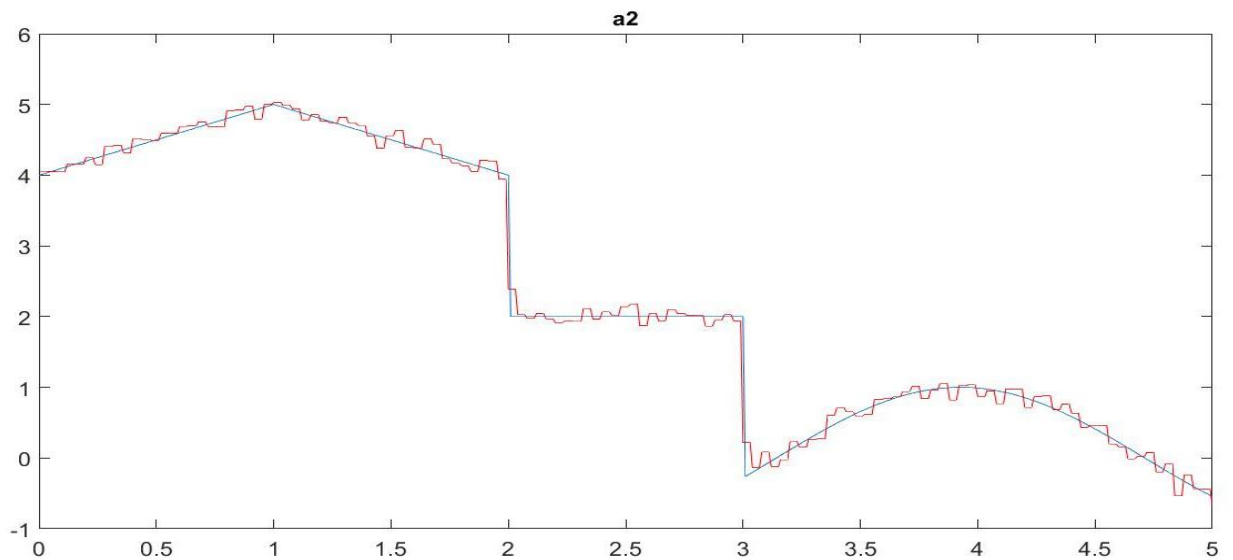


Рис. 3.7. – Початковий та отриманий сигнал

На рис. 3.8 показаний графік різниці точок початкового сигналу та отриманого після вейвлет-розкладання за допомогою хвильової функції сімейства Хаара.

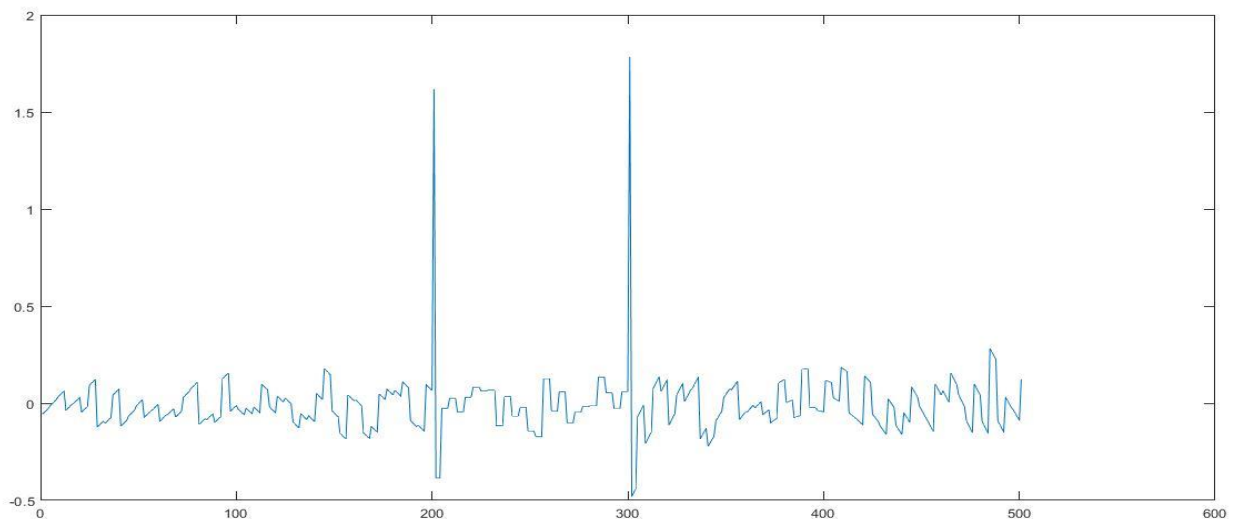


Рис. 3.8. – Графік різниці кожної точки

Середньоквадратична похибка виділення складного тестового сигналу в складає 0,1469. Максимальні значення похибка має в місцях різкої зміни тестового сигналу, де похибка досягає значень 1,7799.

Далі вейвлет-розкладання було виконано за допомогою хвильової функції сімейства Сімлетів 4-го порядку. Достатньо було розкласти сигнал на 2 рівні, результати показані на рис. 3.9. Для кожного елемента розкладання за віссю абсцис відкладено кількість точок, а за віссю ординат – значення амплітуди.

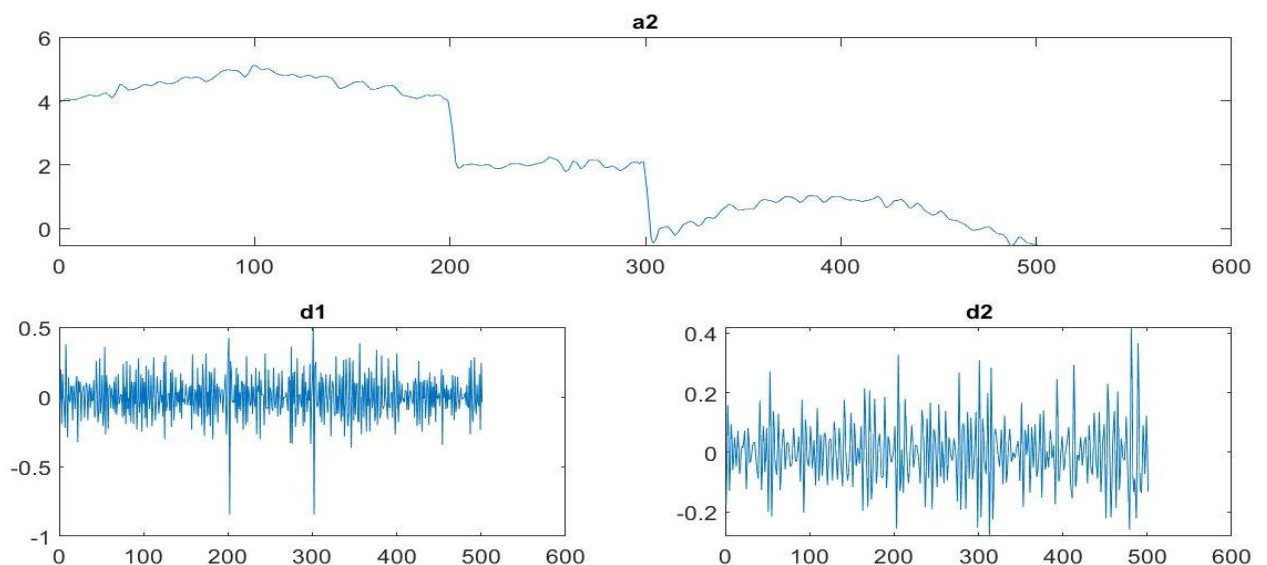


Рис 3.9. Результати вейвлет-розкладання

Далі було побудовано графік з початковим сигналом та отриманим після вейвлет-розкладання, результати показані на рис. 3.10.

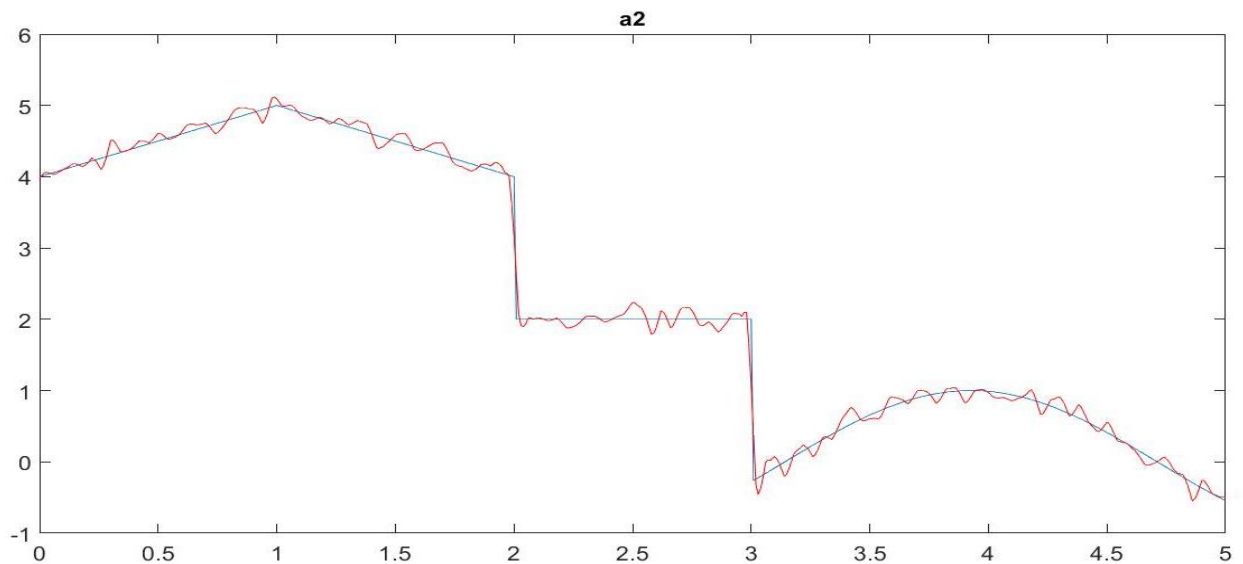


Рис. 3.10. – Початковий та отриманий сигнал

На рис. 3.11 показаний графік різниці точок початкового сигналу та отриманого після вейвлет-розкладання за допомогою хвильової функції сімейства Сімлетів.

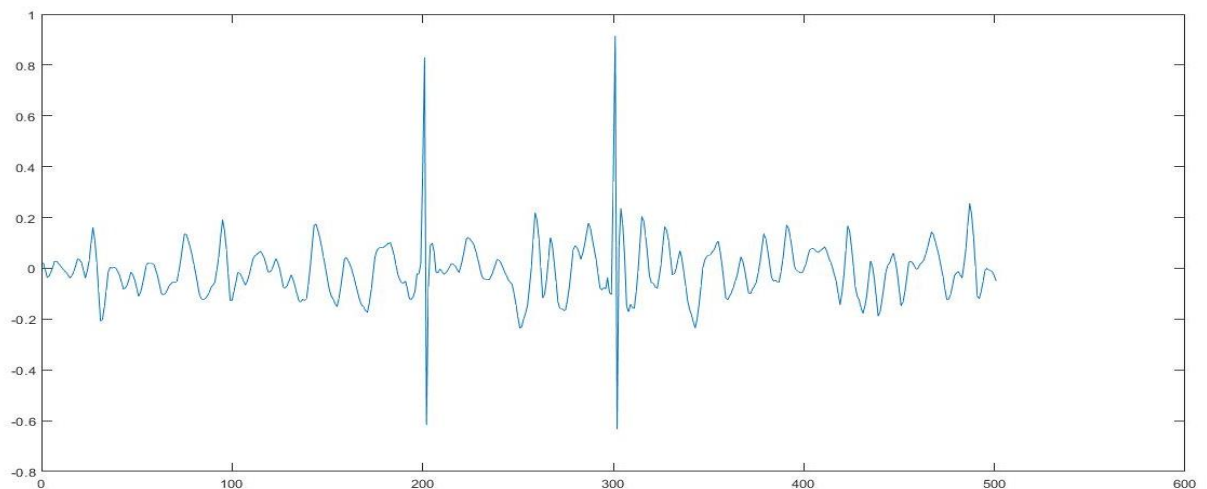


Рис. 3.11. – Графік різниці кожної точки

Середньоквадратична похибка виділення складного тестового сигналу в цілому складає 0,1136, максимальні значення похибки - 0,9155.

На рис. 3.12 показані результати вейвлет-розкладання сигналу на 2 рівні з використанням хвильової функції сімейства Койфлетів 2-го порядку. Для кожного елемента розкладання за віссю абсцис відкладено кількість точок, а за віссю ординат – значення амплітуди.

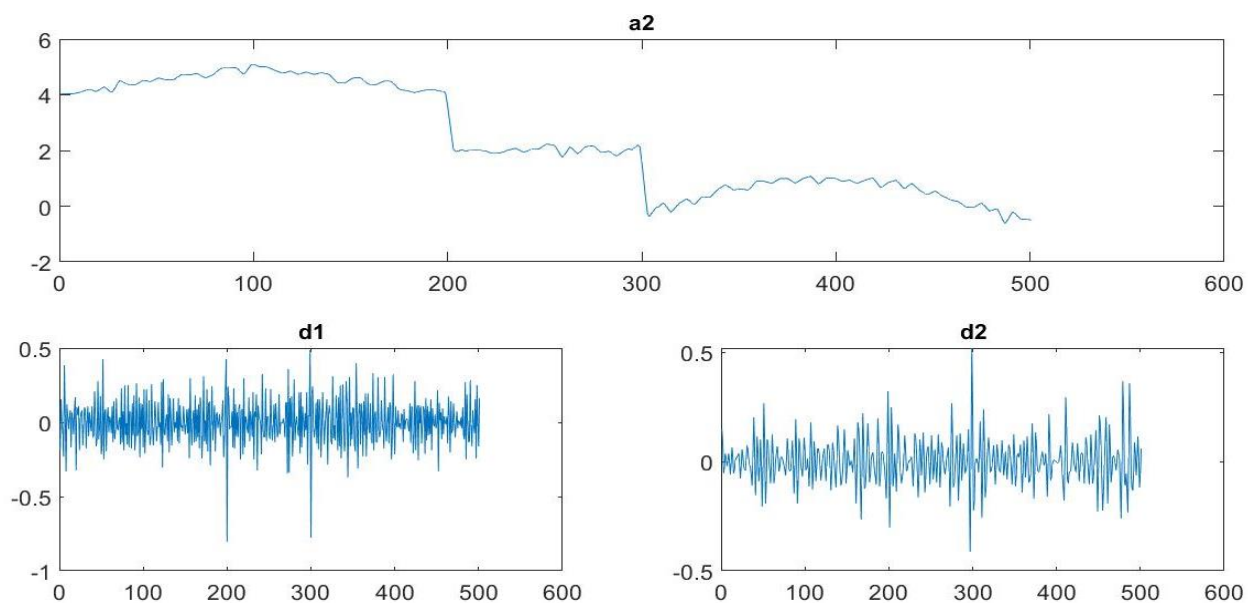


Рис 3.12. Результати вейвлет-розкладання

На рис. 3.13 показані початковий сигнал та отриманий сигнал після вейвлет-розкладання з використанням хвильової функції сімейства Койфлетів.

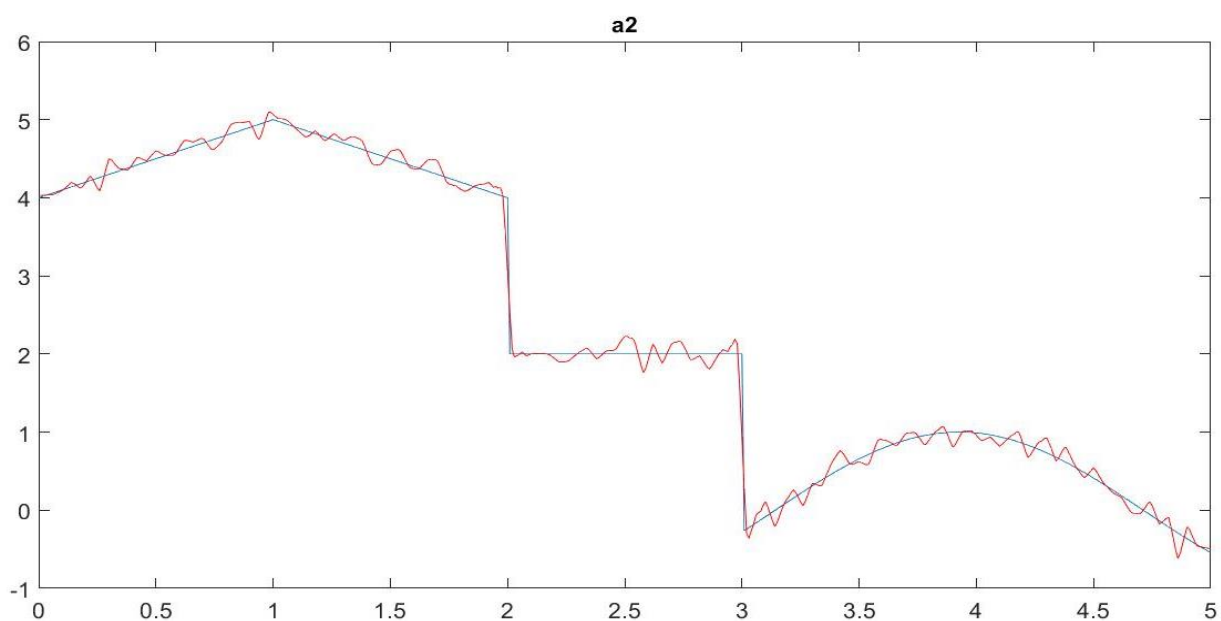


Рис. 3.13. – Початковий та отриманий сигнал

На рис. 3.14 показаний графік різниці точок початкового сигналу та отриманого після вейвлет-розкладання. Середньоквадратична похибка виділення складного тестового сигналу в цілому складає 0,1173, максимальне значення похибки – 1,0607.

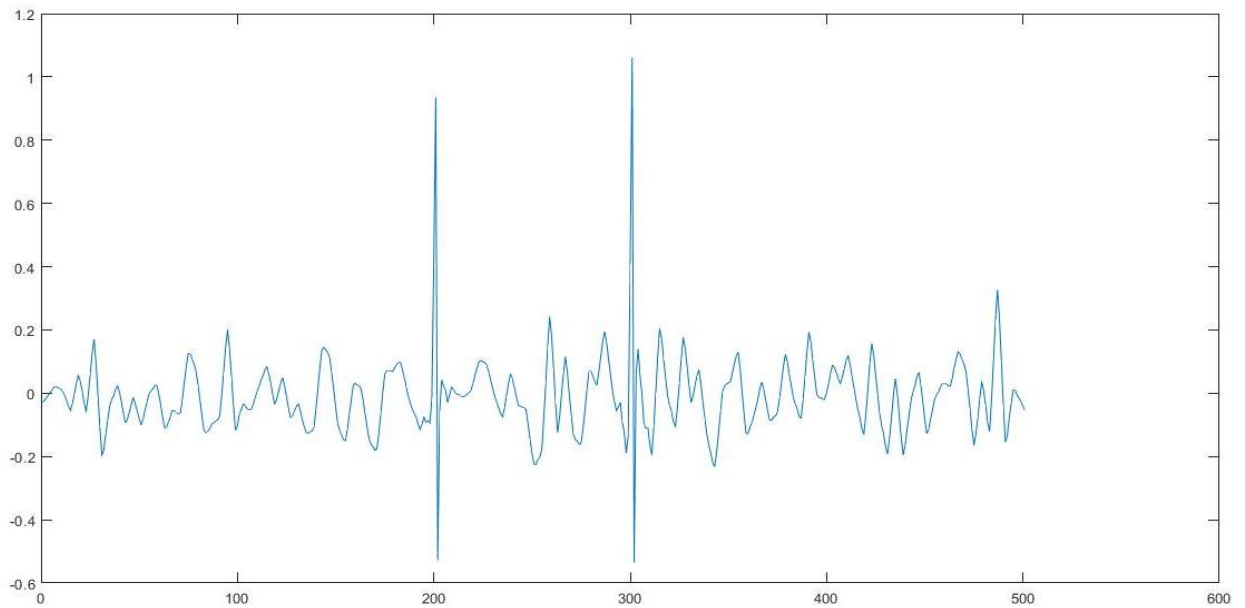


Рис. 3.14. – Графік різниці кожної точки

З отриманих результатів видно, що кращий результат дає вейвлет сімейства Добеші та сімейства Сімлетів.

Далі проводився аналіз початкового сигналу на який було накладено випадковий шум у середовищі MatLab з СКВ 0,4, результат показаний на рис. 3.15.

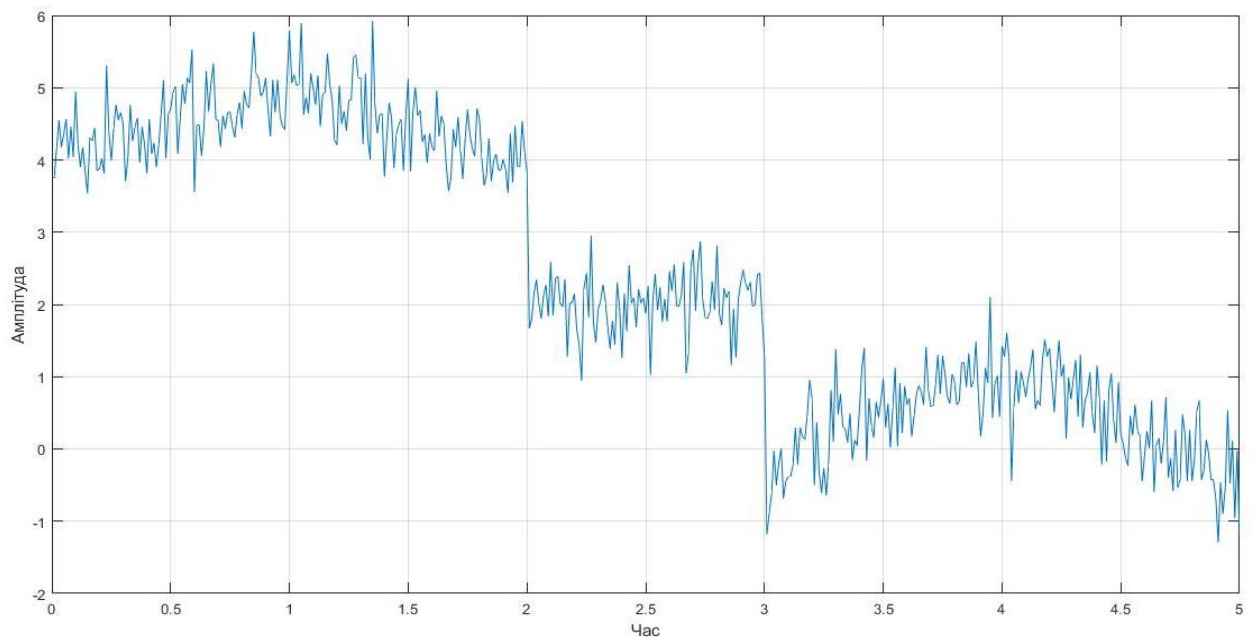


Рис. 3.15. – Сигнал із шумом

Наступним етапом є вейвлет - розкладання за допомогою хвильової функції сімейства Добеші 3-го порядку. Розкладання проводилося на 4 рівні, результати показані на рис. 3.16. Для кожного елемента розкладання за віссю абсцис відкладено кількість точок, а за віссю ординат – значення амплітуди.

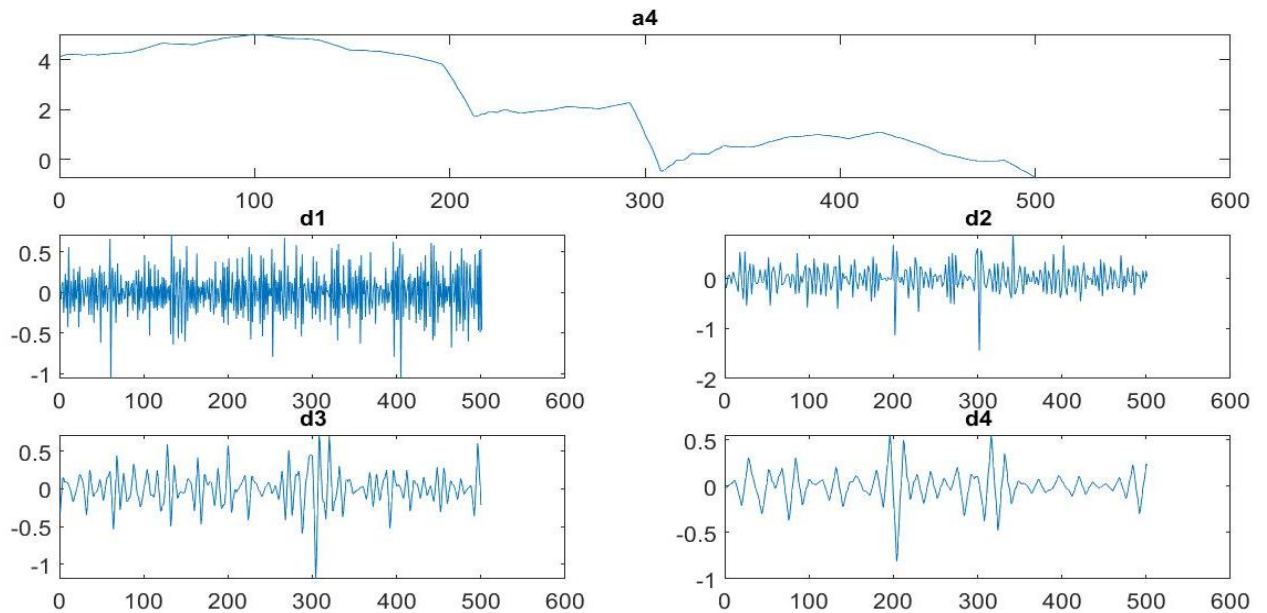


Рис 3.16. Результати вейвлет-розкладання

На рис. 3.17 показані початковий сигнал та отриманий після вейвлет-розкладання за допомогою хвильової функції сімейства Добеші.

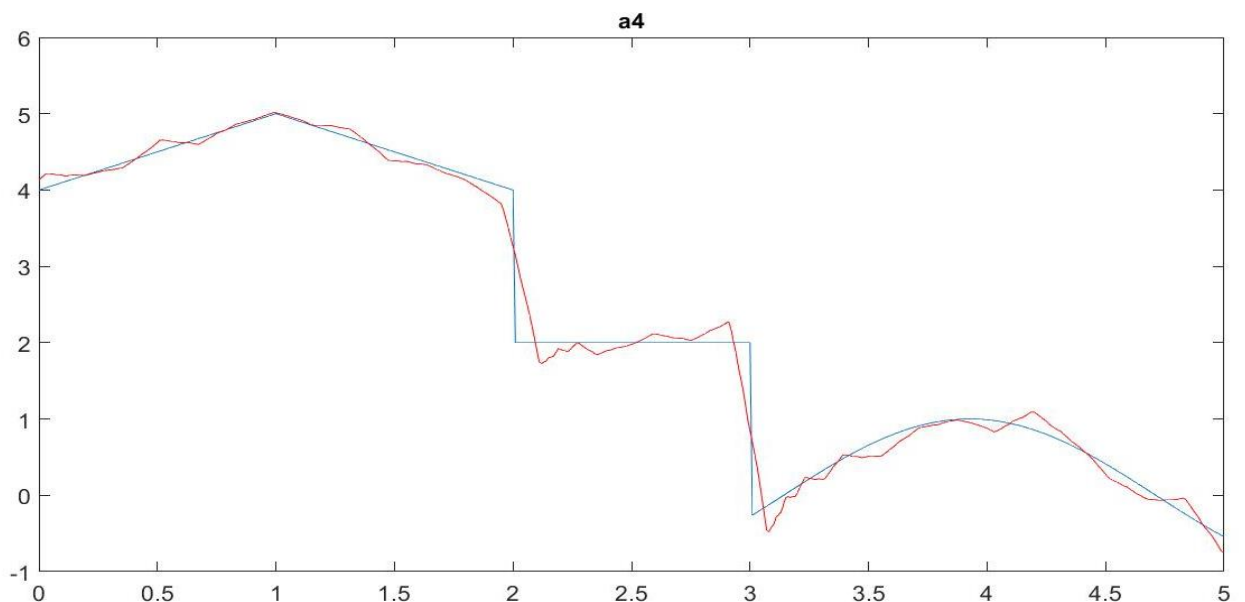


Рис. 3.17. – Початковий та отриманий сигнал

На рис. 3.18 показано різницю кожної точки початкового сигналу та отриманого. Середньоквадратичне похибка становить 0,1836., максимальне значення похибки – 1,1562.

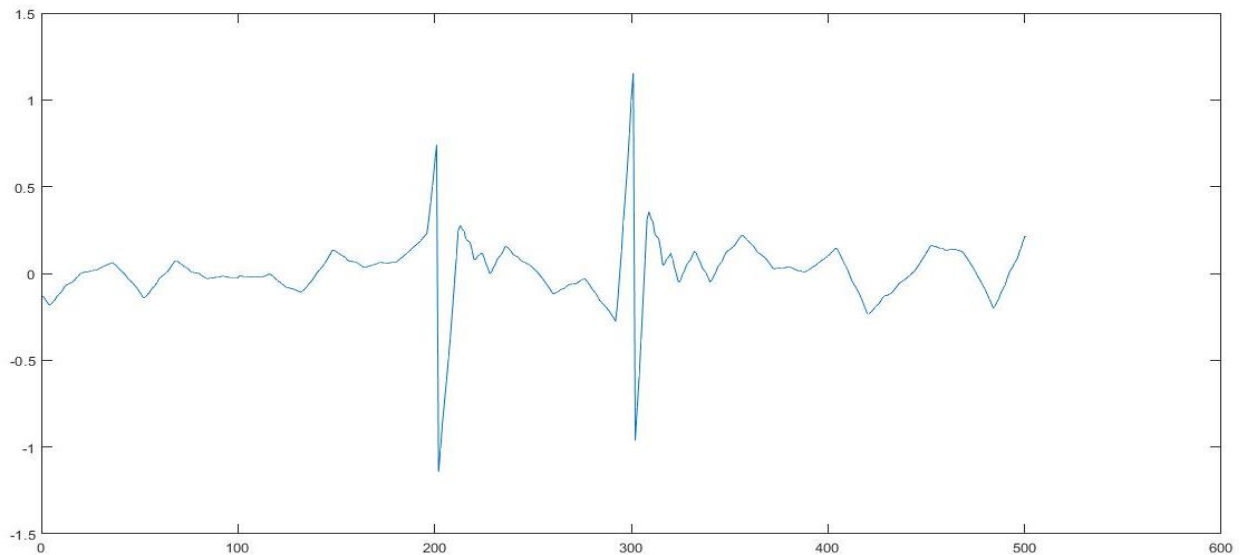


Рис. 3.18. – Графік різниці кожної точки

Результати вейвлет-розкладання за допомогою хвильової функції сімейства Хаара показані на рис. 3.19. Розкладання проводилося на 3 рівні. Для кожного елемента розкладання за віссю абсцис відкладено кількість точок, а за віссю ординат – значення амплітуди.

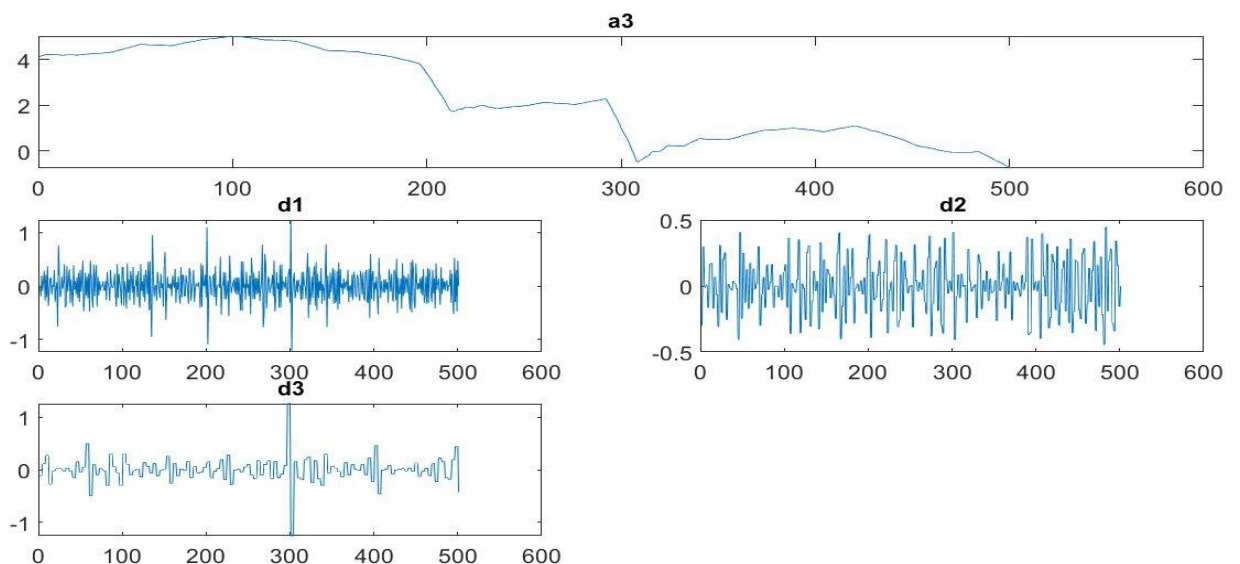


Рис 3.19. Результати вейвлет-розкладання

Далі показані початковий графік та отриманий (рис. 3.20)

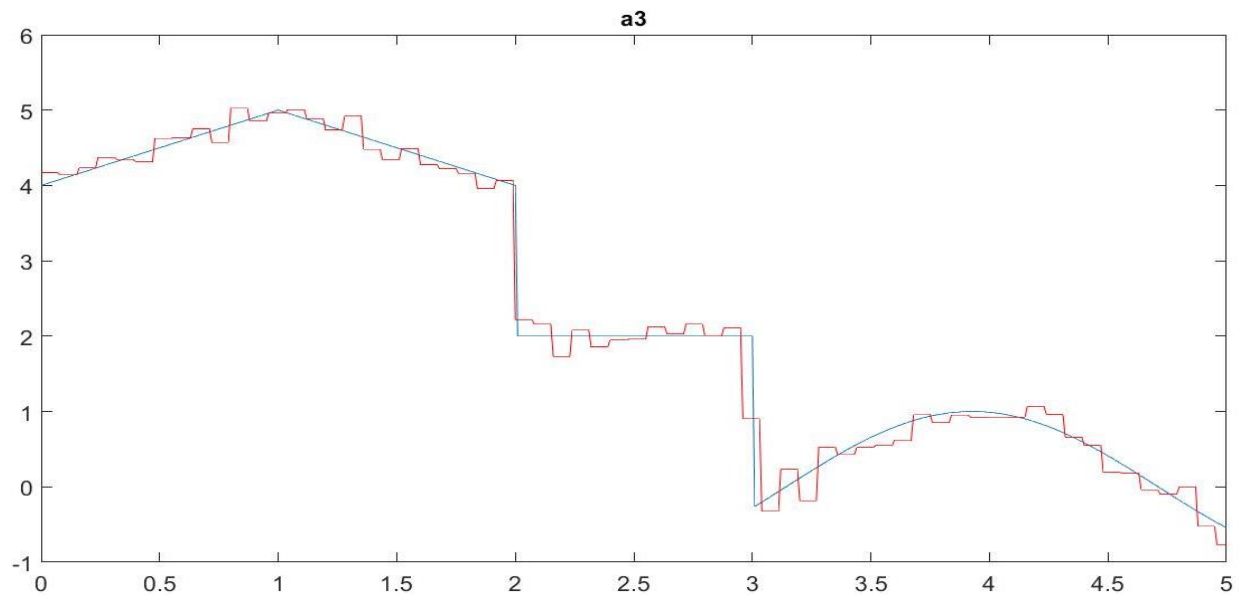


Рис. 3.20. – Початковий та отриманий сигнал

На рис. 3.21 показано різницю кожної точки початкового сигналу та отриманого. Середньоквадратичне похибка становить 0,2120, максимальне значення похибки – 1,7804.

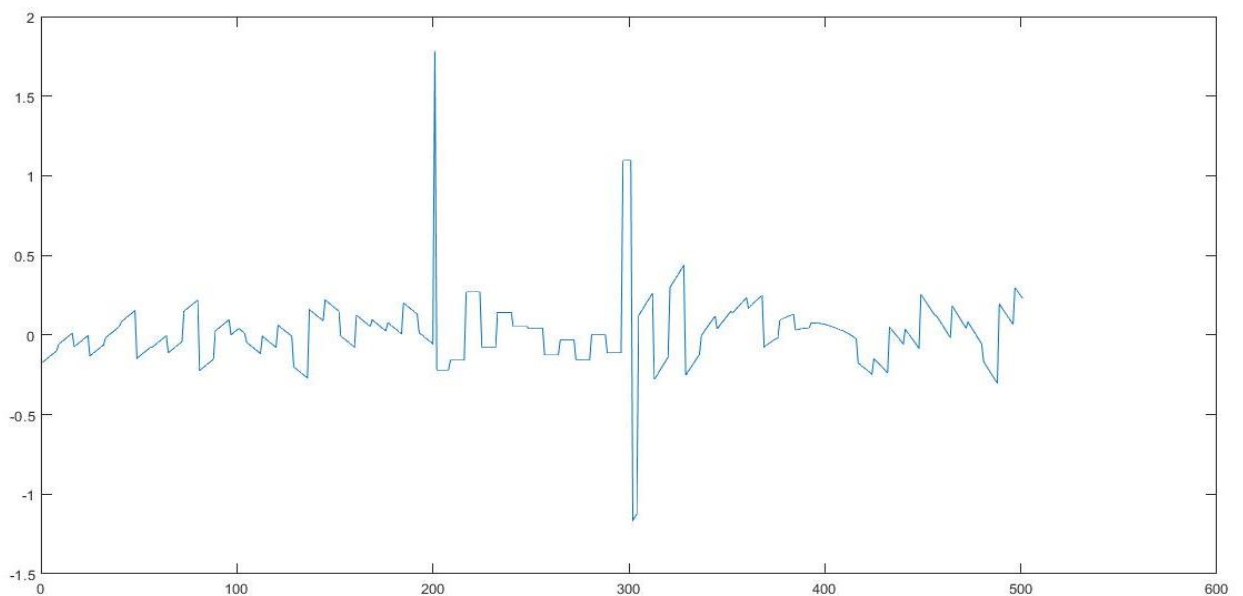


Рис. 3.21. – Графік різниці кожної точки

Наступне вейвлет-розкладання проводилося за допомогою хвильової функції сімейства Сімлетів 9-го порядку. Розкладання проводилося на 4 рівні, результати показані на рис. 3.22. Для кожного елемента розкладання за віссю абсцис відкладено кількість точок, а за віссю ординат – значення амплітуди.

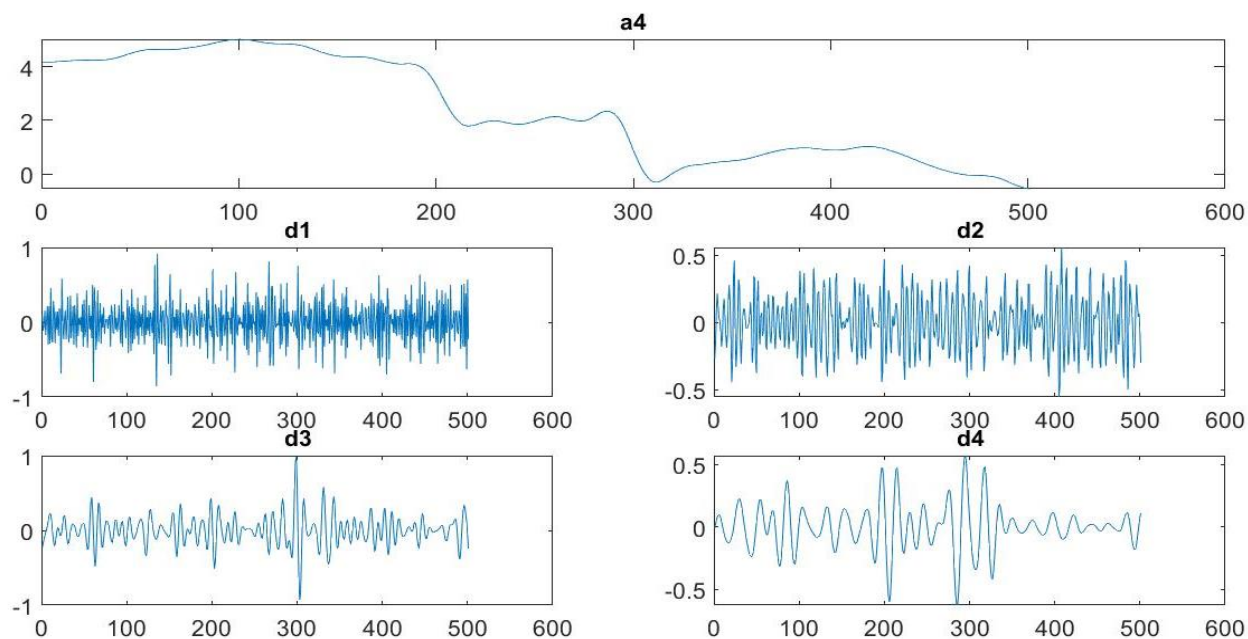


Рис 3.22. Результати вейвлет-розкладання

На рис. 3.23 показані початковий сигнал та отриманий сигнал після вейвлет розкладання за допомогою хвильової функції сімейства Сімлетів.

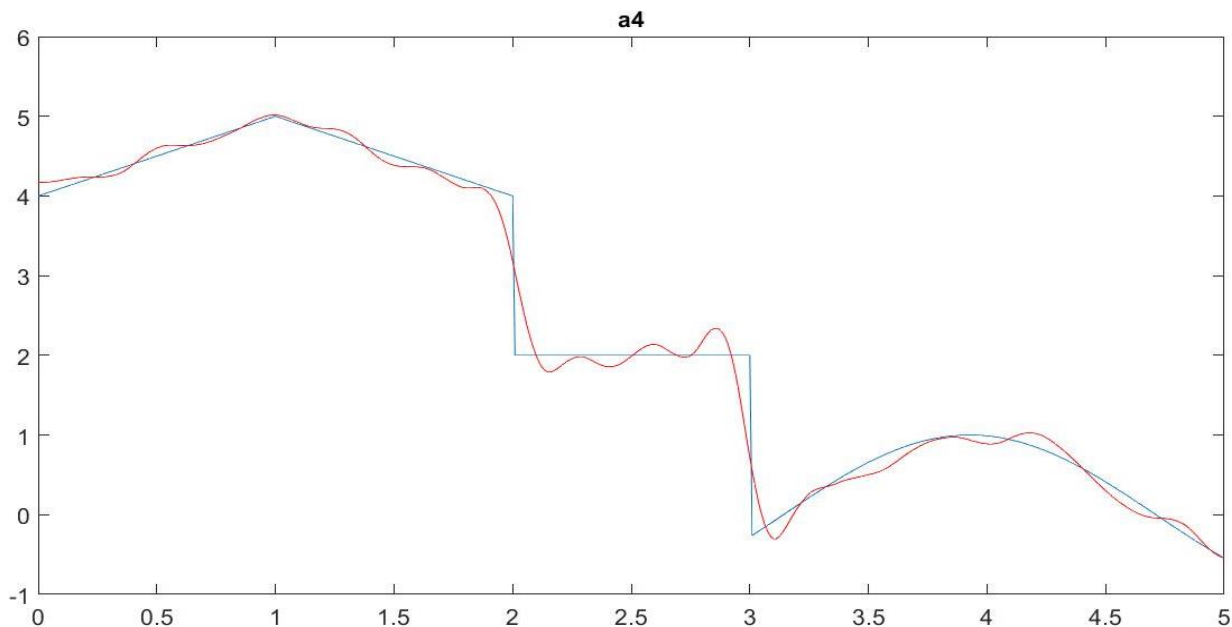


Рис. 3.23. – Початковий та отриманий сигнал

На рис. 3.24 показано різницю кожної точки початкового сигналу та отриманого. Середньоквадратичне похибка становить 0,1798, максимальне значення похибки 1.2805.

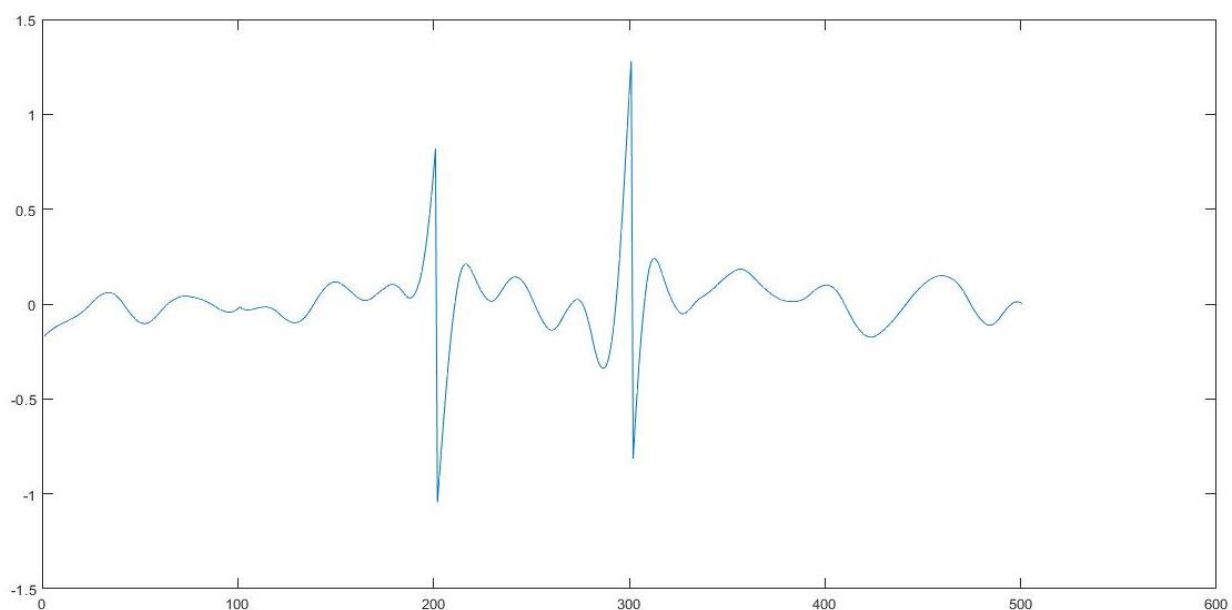


Рис. 3.24. – Графік різниці кожної точки

На рис. 3.25 показані результати вейвлет-розкладання сигналу на 4 рівні з використанням хвильової функції сімейства Койфлетів 5-го порядку. Для кожного елемента розкладання за віссю абсцис відкладено кількість точок, а за віссю ординат – значення амплітуди.

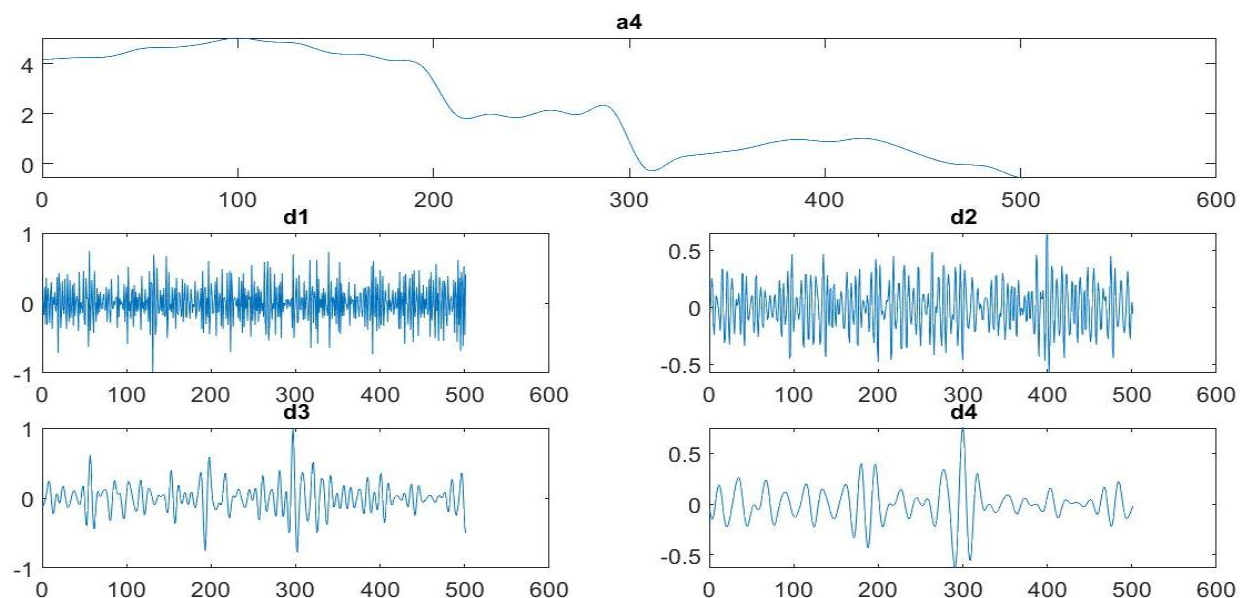


Рис 3.25. Результати вейвлет-розкладання

На рис. 3.26. показані початковий сигнал та отриманий сигнал після вейвлет розкладання за допомогою хвильової функції сімейства Койфлетів.

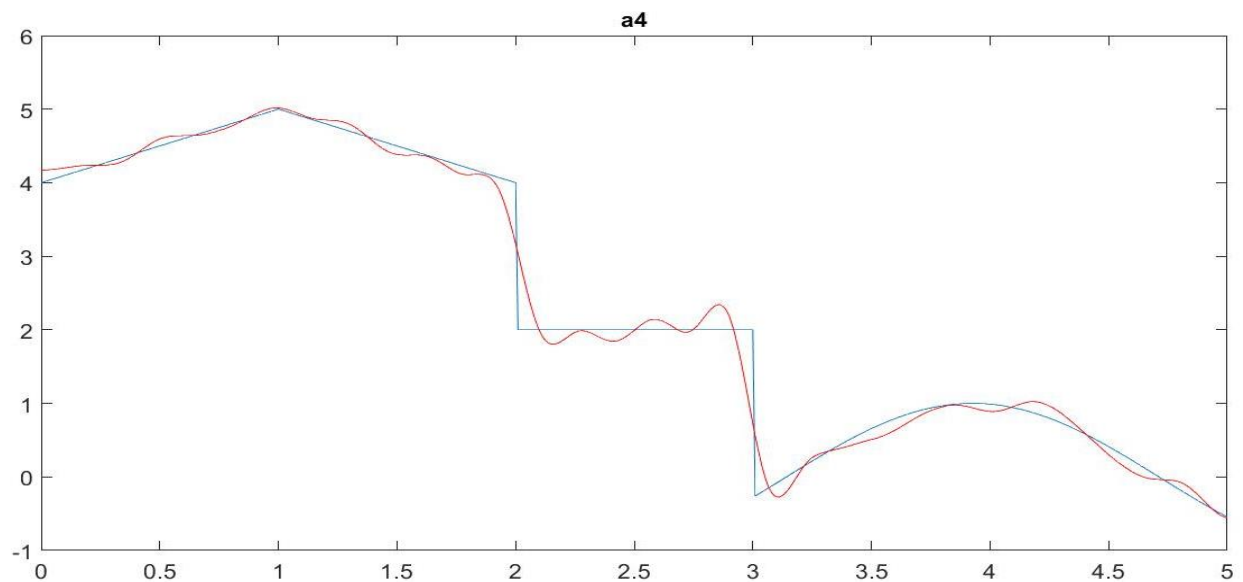


Рис. 3.26. – Початковий та отриманий сигнал

На рис. 3.27 показано різницю кожної точки початкового сигналу та отриманого. Середньоквадратичне похибка становить 0.1809, максимальне значення похибки 1,2731.

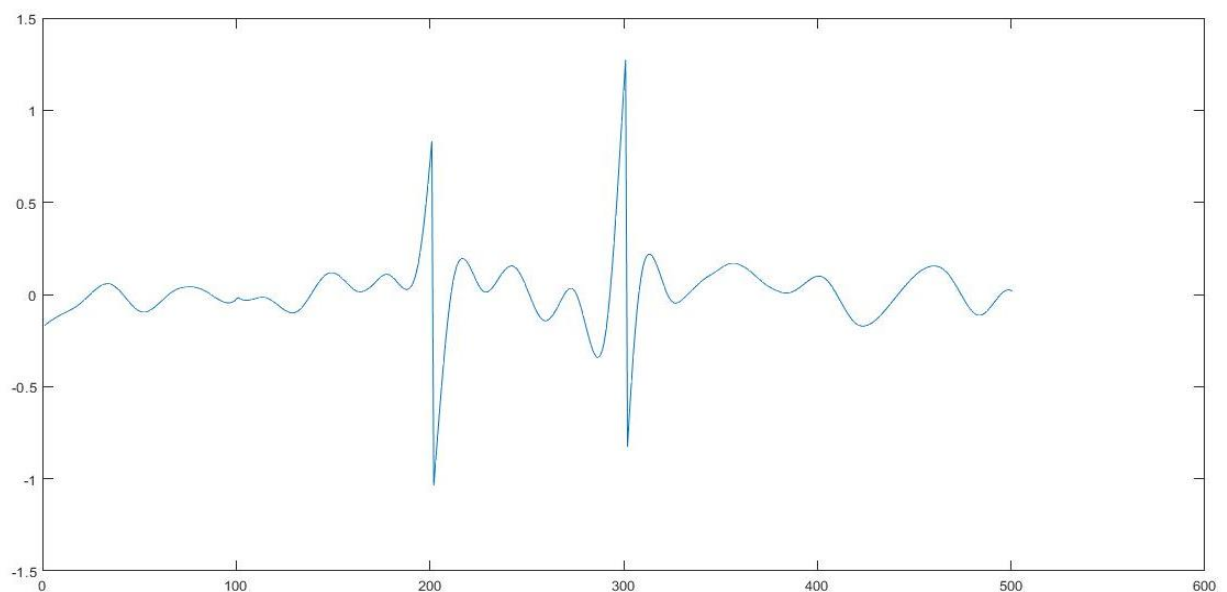


Рис. 3.27. – Графік різниці кожної точки

За отриманими результатами можна побачити, що найкраще очищення відбулося за допомогою хвильової функції сімейства Сімлетів. Також при даному вейвлет-розкладанні найменша середньоквадратична похибка.

Далі проводився аналіз початкового сигналу на який було накладено випадковий шум у середовищі MatLab з СКВ 2. Результат показаний на рис. 3.28.

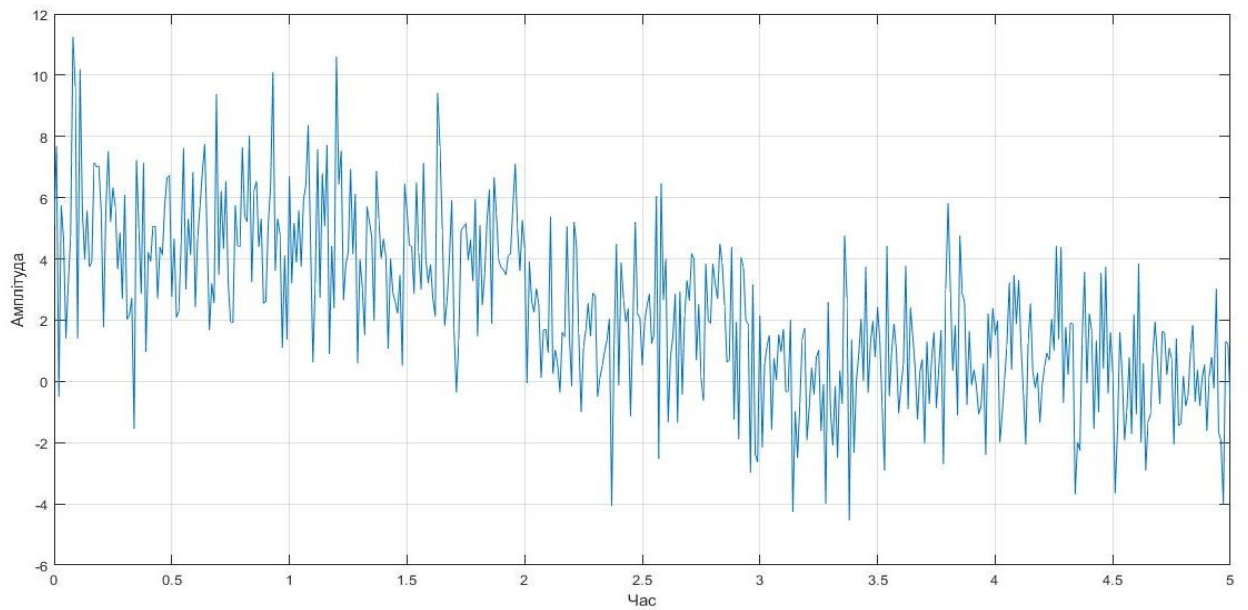


Рис. 3.28. – Сигнал із шумом

На рис. 3.29 показані результати вейвлет-розкладання сигналу на 5 рівні з використанням хвильової функції сімейства Добеші 2-го порядку. Для кожного елемента розкладання за віссю абсцис відкладено кількість точок, а за віссю ординат – значення амплітуди.

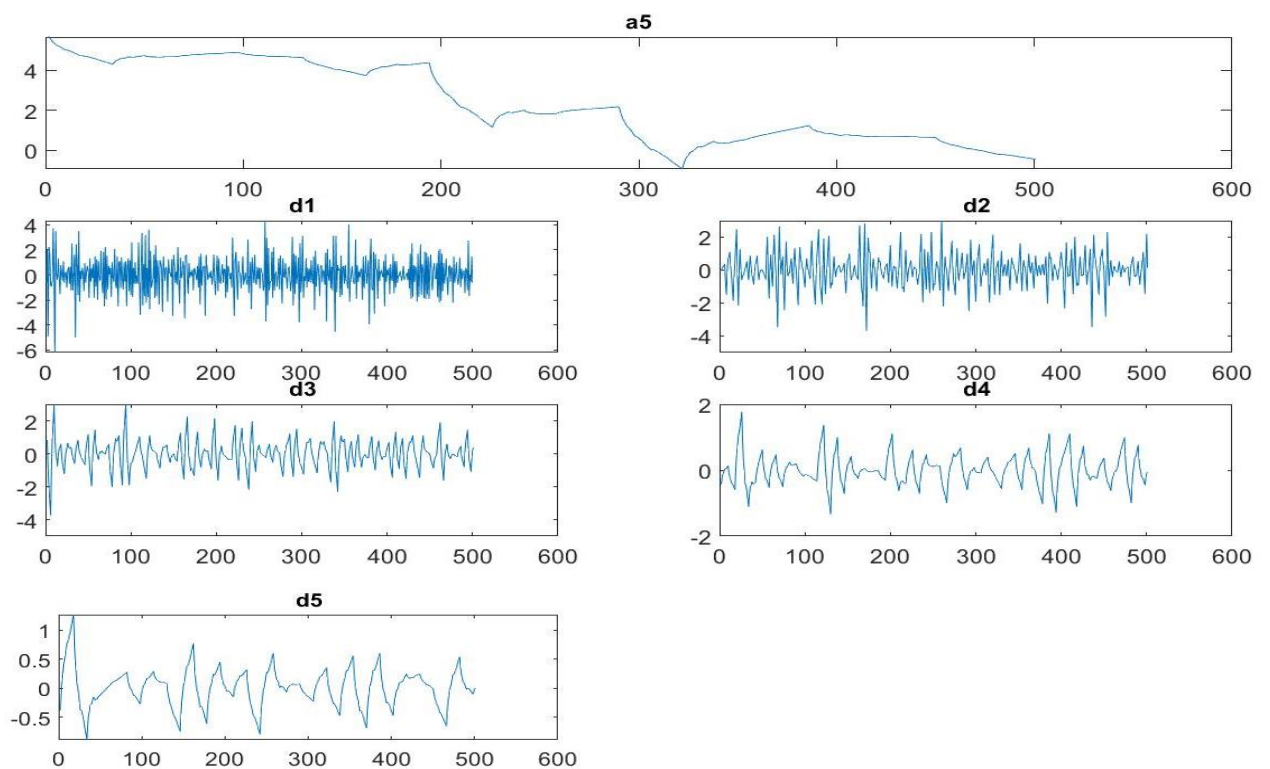


Рис 3.29. Результати вейвлет-розкладання

На рис. 3.30 показані початковий сигнал та отриманий сигнал після вейвлет розкладання за допомогою хвильової функції сімейства Добеші.

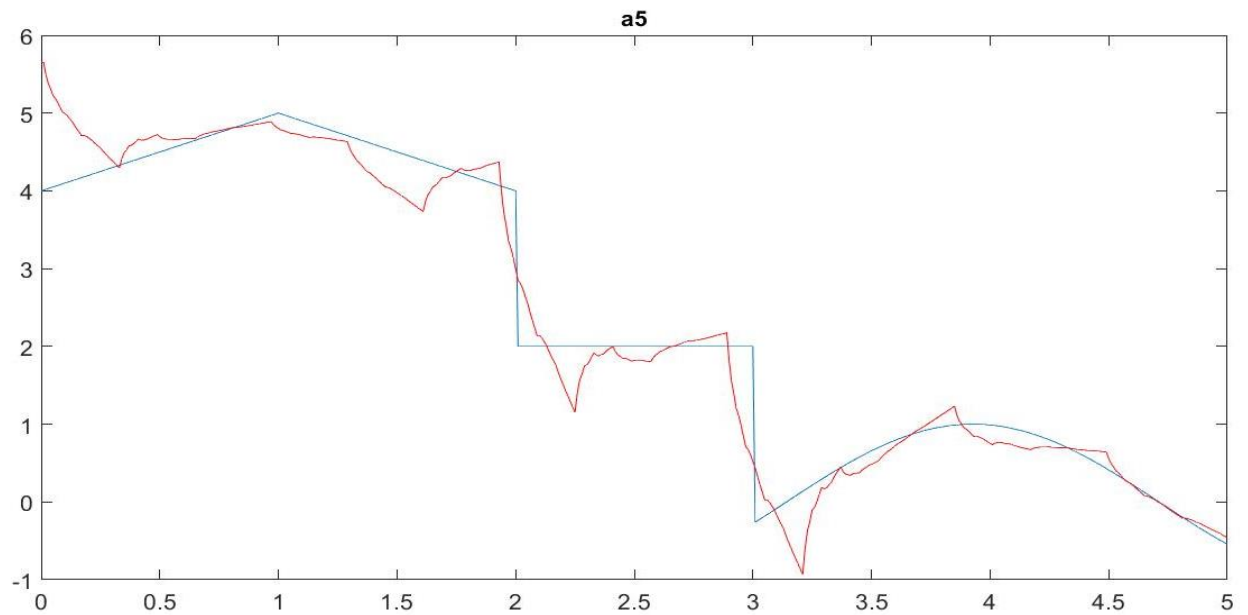


Рис. 3.30. – Початковий та отриманий сигнал

Видно, що в даному розкладанні апроксимація останнього рівня розкладання не відображає форму тестового сигналу. На рис. 3.31 показано різницю кожної точки початкового сигналу та отриманого. Середньоквадратична похибка становить 0.3645, максимальне значення похибки – 1,4827.

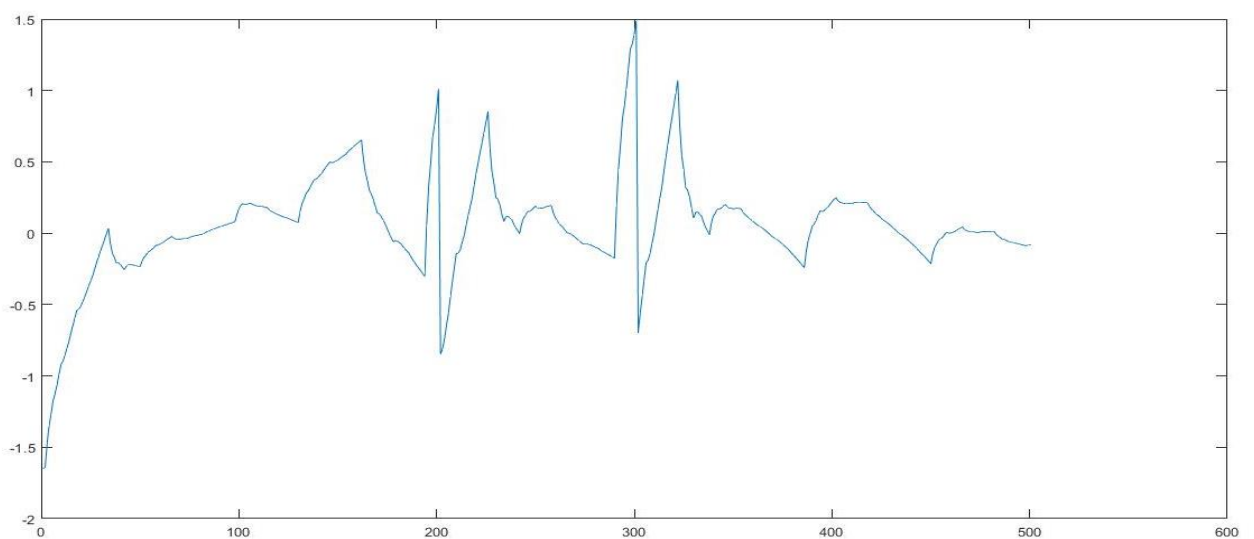


Рис. 3.31. – Графік різниці кожної точки

На рис. 3.32 показані результати вейвлет-розкладання сигналу на 5 рівнів з використанням хвильової функції сімейства Хаара. Для кожного елемента розкладання за віссю абсцис відкладено кількість точок, а за віссю ординат – значення амплітуди.

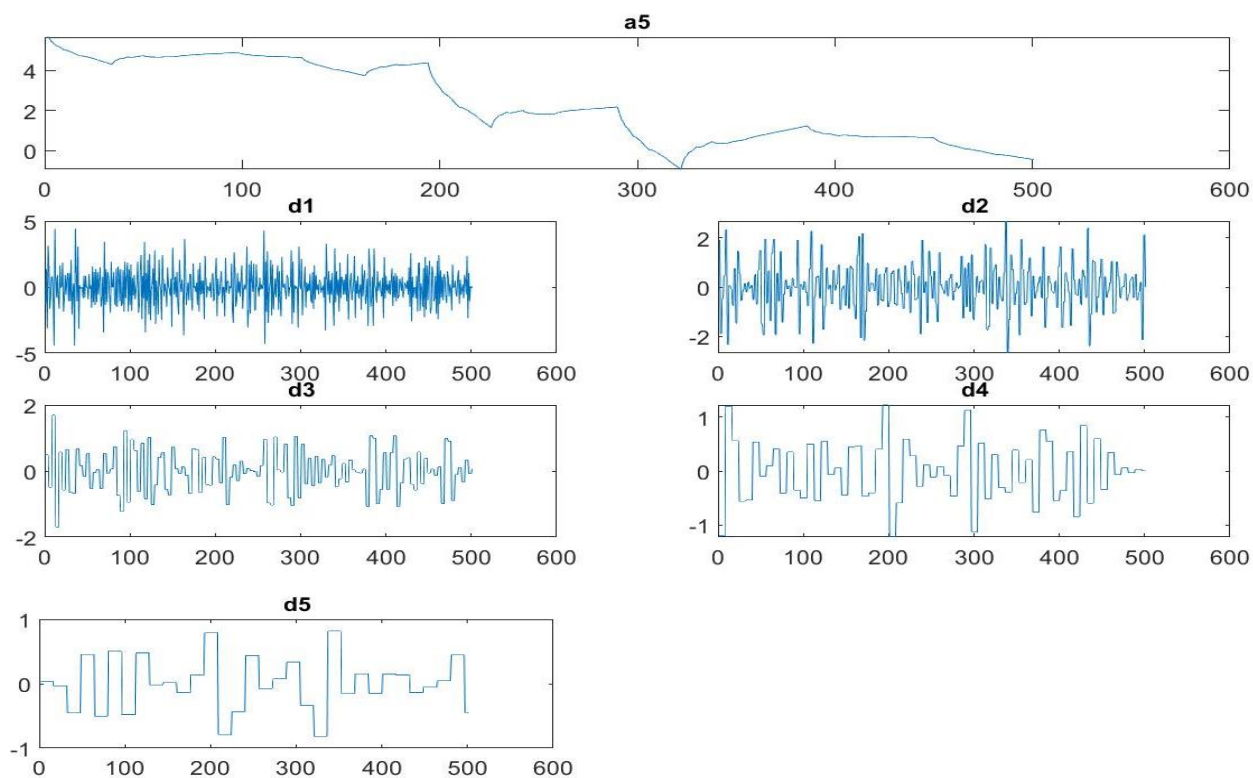


Рис 3.32. Результати вейвлет-розкладання

На рис. 3.33 показані початковий сигнал та отриманий, результат вейвлетної фільтрації погано відображає тестовий сигнал.

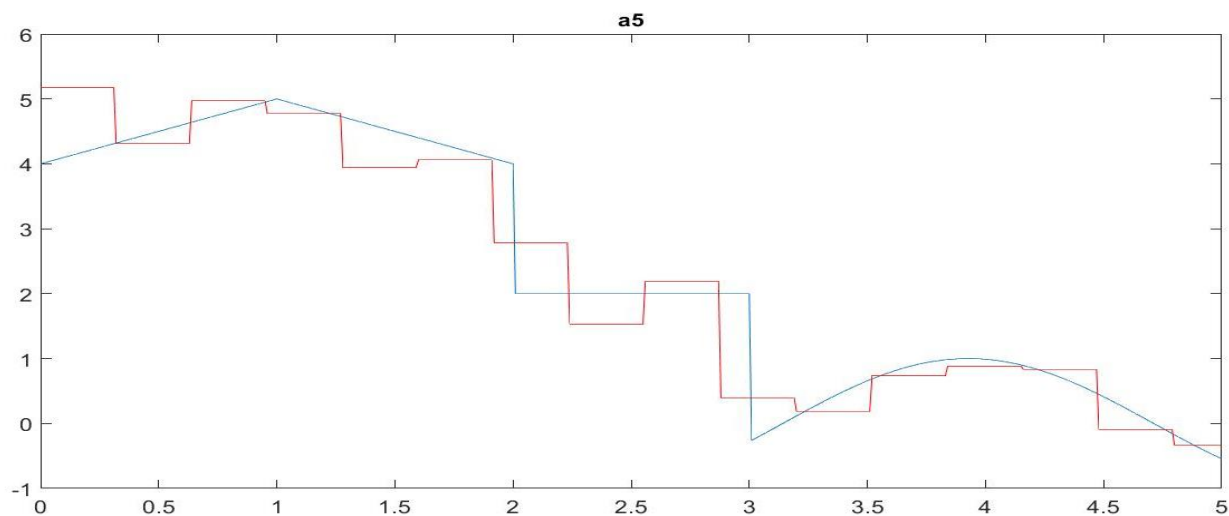


Рис. 3.33. – Початковий та отриманий сигнал

На рис. 3.34 показано різницю кожної точки початкового сигналу та отриманого. Середньоквадратичне похибка становить 0.5146, максимальне значення похибки 1,6040.

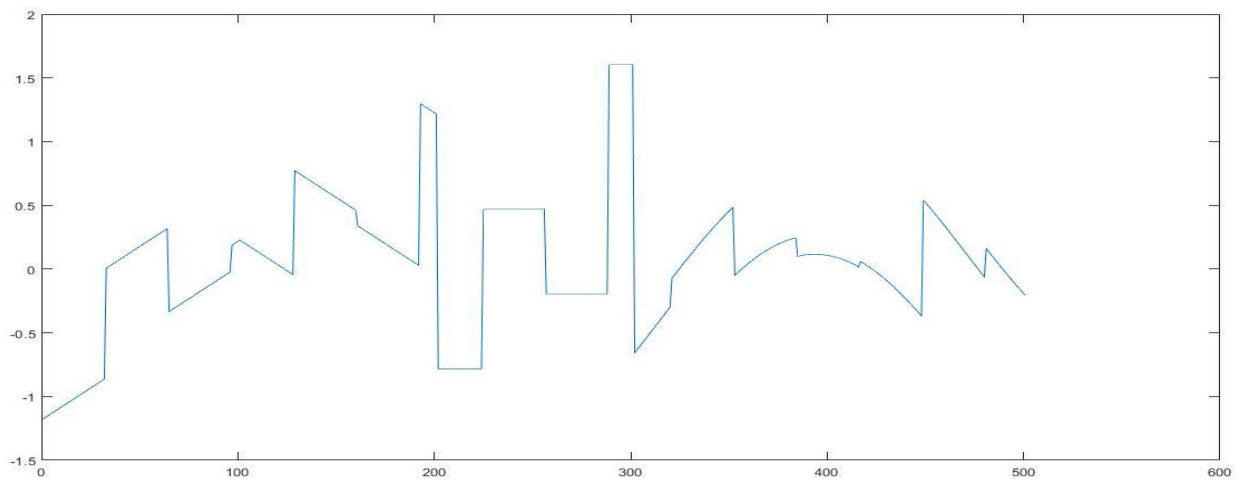


Рис. 3.34. – Графік різниці кожної точки

На рис. 3.35 показані результати вейвлет-розкладання сигналу на 5 рівні з використанням хвильової функції сімейства Сімлетів 5-го порядку. Для кожного елемента розкладання за віссю абсцис відкладено кількість точок, а за віссю ординат – значення амплітуди.

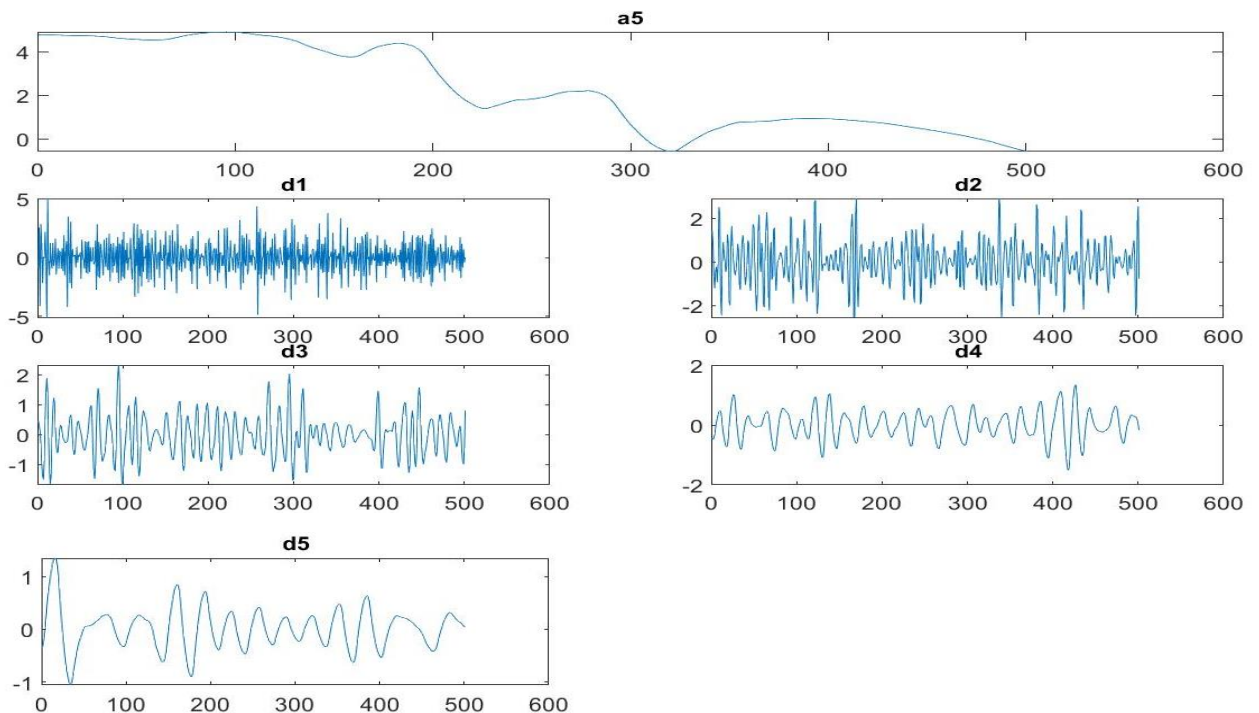


Рис 3.35. Результати вейвлет-розкладання

На рис. 3.36 показаний графік з початковим сигналом та отриманим після вейвлет-розкладання з використанням хвильової функції сімейства Сімлета.

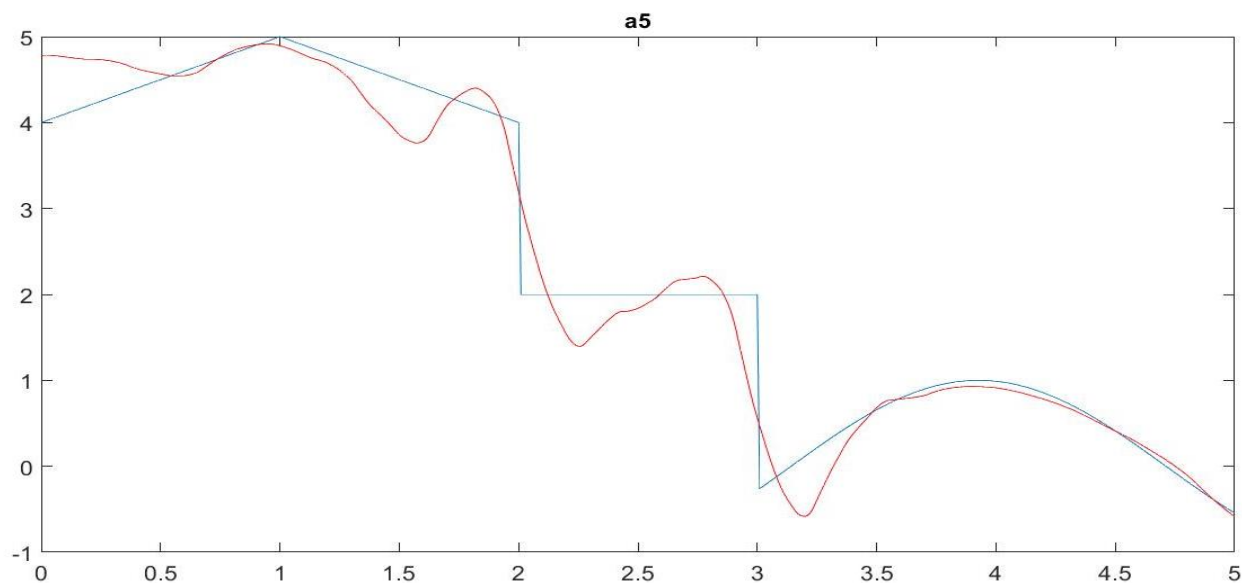


Рис. 3.36. – Початковий та отриманий сигнал

На рис. 3.37 показаний графік різниці точок початкового сигналу та отриманого після вейвлет-розкладання, результат погано відображає тестовий сигнал. Середньоквадратична похибка виділення складного тестового сигналу в цілому складає 0,3338, максимальне значення похибки 1,4366.

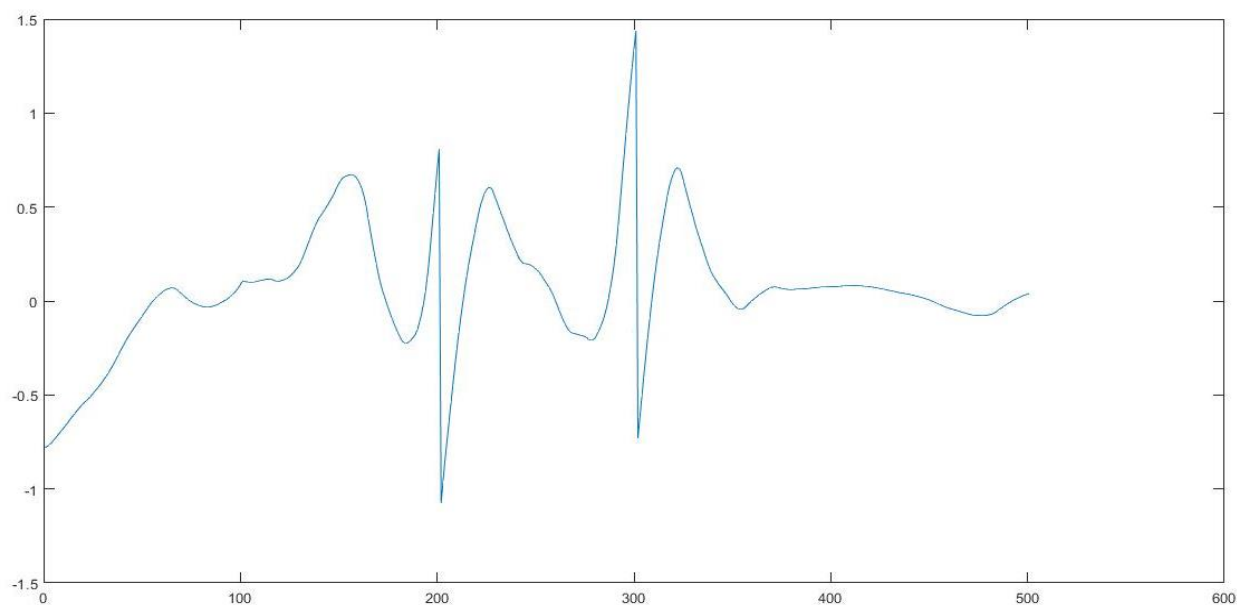


Рис. 3.37. – Графік різниці кожної точки

Результати вейвлет-розкладання за допомогою хвильової функції сімейства Койфлетів 5-го порядку показані на рис. 3.38. Розкладання

проводилося на 5 рівнів. Для кожного елемента розкладання за віссю абсцис відкладено кількість точок, а за віссю ординат – значення амплітуди.

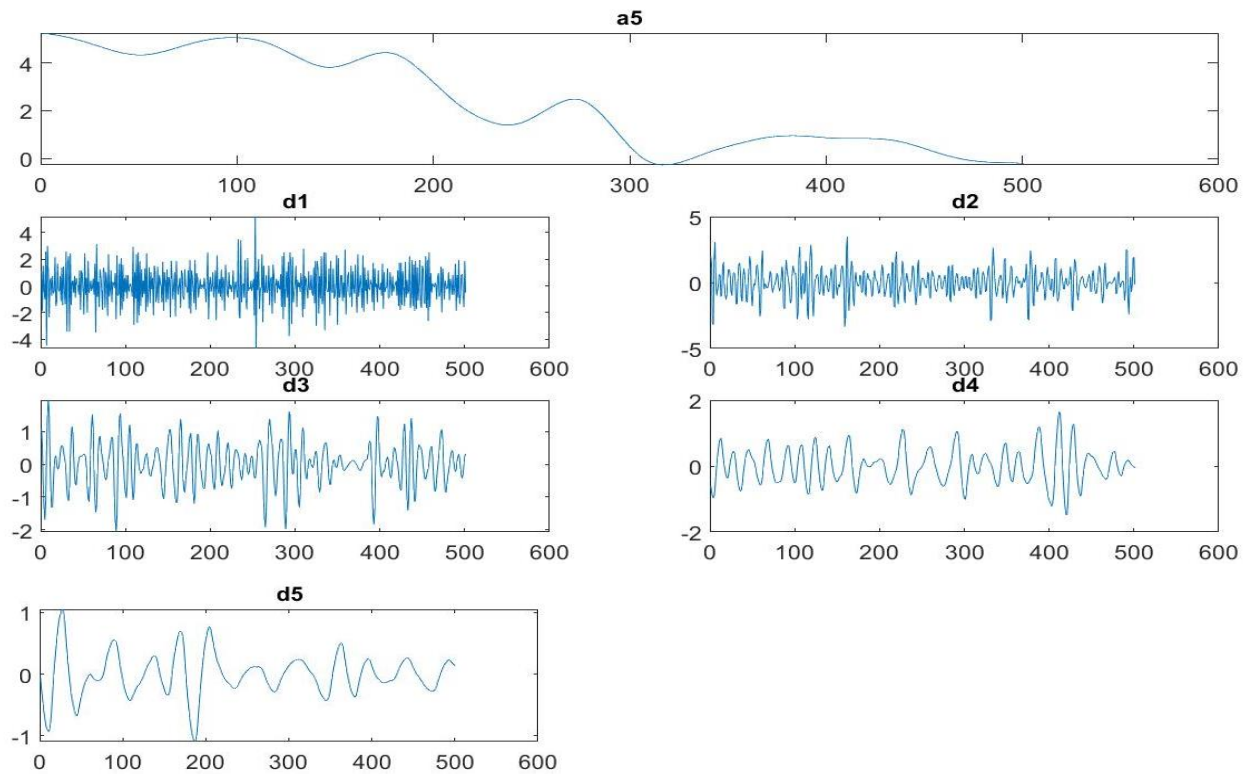


Рис 3.38. Результати вейвлет-розкладання

На рис. 3.39 показані початковий сигнал та отриманий сигнал після вейвлет розкладання за допомогою хвильової функції сімейства Койфлетів, результат погано відображає форму тестового сигналу.

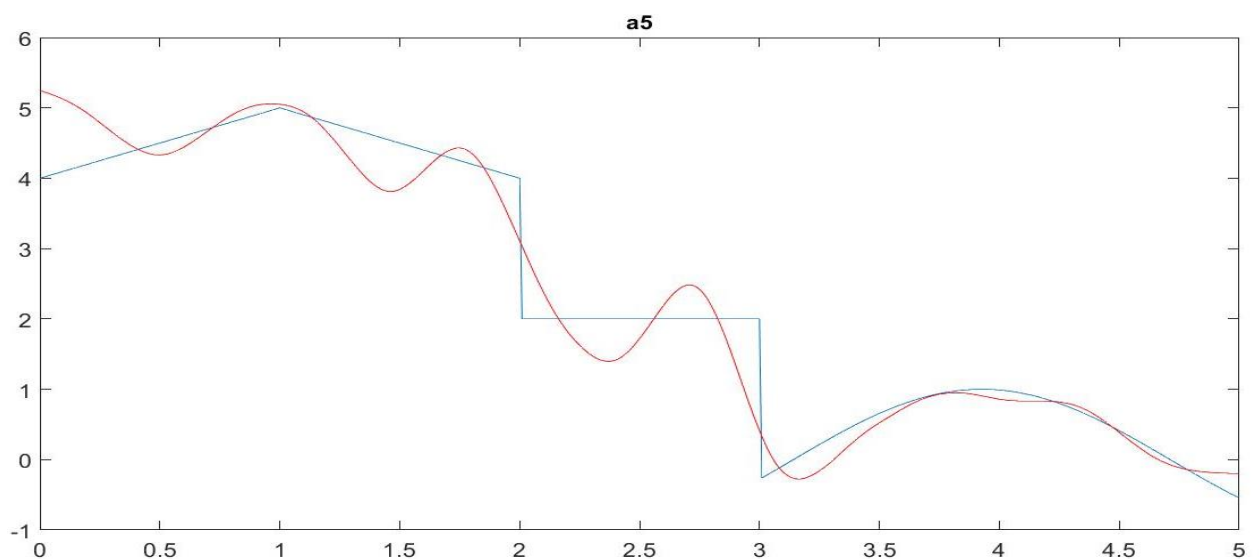


Рис. 3.39. – Початковий та отриманий сигнал

На рис. 3.40 показаний графік різниці точок початкового сигналу та отриманого після вейвлет-розкладання. Для кожного елемента розкладання за віссю абсцис відкладено кількість точок, а за віссю ординат – значення амплітуди. Середньоквадратична похибка виділення складного тестового сигналу в цілому складає 0,4000, максимальне значення похибки 1.5885.

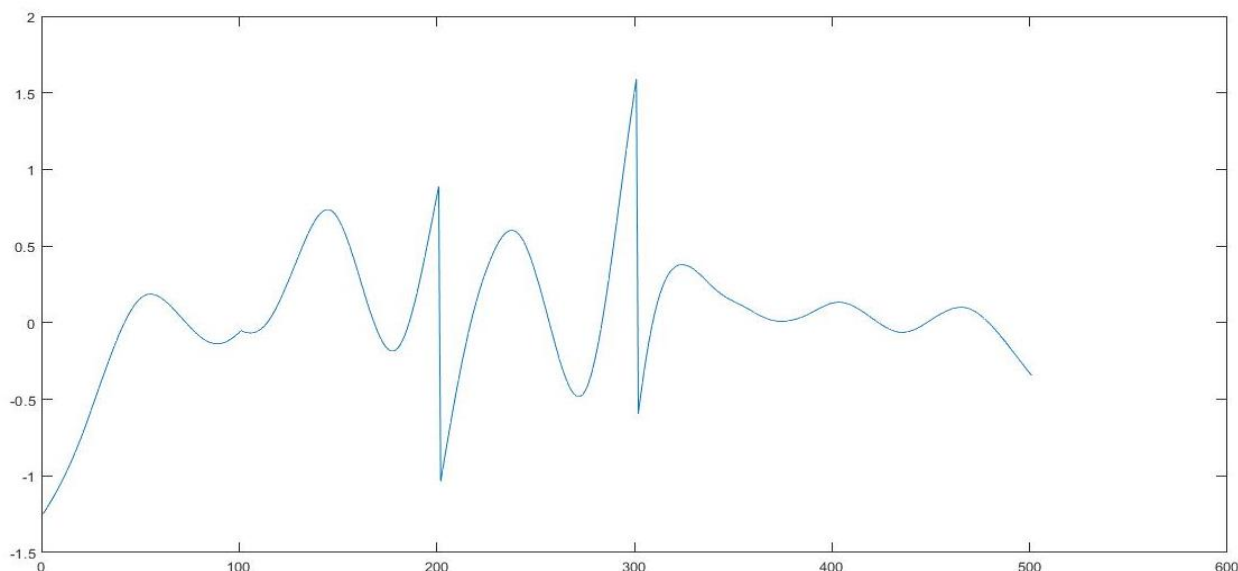


Рис. 3.40. – Графік різниці кожної точки

За результатами можна зробити висновки, що сигнал очищується від шуму, але отримані результати не задовольняють, тому що отримані сигнали сильно спотворені. Також велика середньоквадратична похибка, найбільша після вейвлет-розкладання за допомогою функції сімейства Хаара, а найменша – сімейства Сімлетів.

3.3. Результати обробки сигналів з гармонічною та випадковою завадою

Далі на початковий сигнал у якості завади було накладено випадковий шум у середовищі MatLab з СКВ 0,2, а також синусоїда з амплітудою 0.2 та частотою 20 Гц, результат показаний на рис.3.41.

Для очищення сигналу від шуму використовувалися наступні типи вейвлетів: Добеші, Хаара, Сімлета та Койфлета. Вибір цих вейвлетів був зроблений відповідно до зазначених вище їх властивостей.

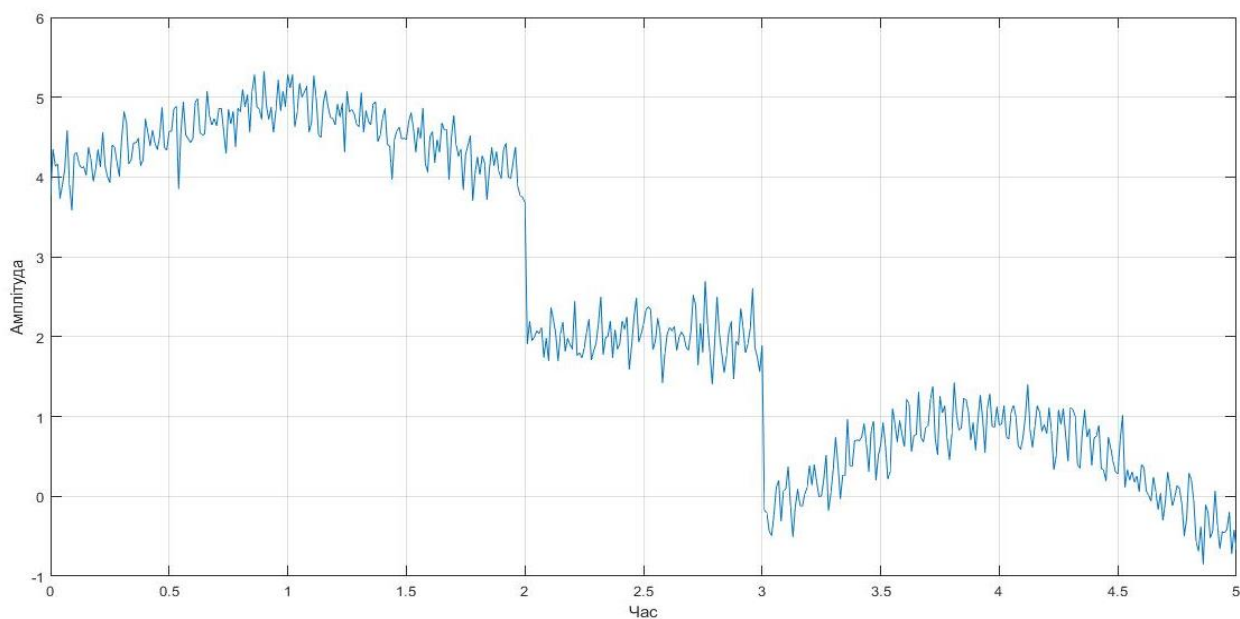


Рис. 3.41. – Сигнал із шумом

На рис. 3.42 показані результати вейвлет-розкладання сигналу на 2 рівні з використанням хвильової функції сімейства Добеші 4-го порядку. Для кожного елемента розкладання за віссю абсцис відкладено кількість точок, а за віссю ординат – значення амплітуди.

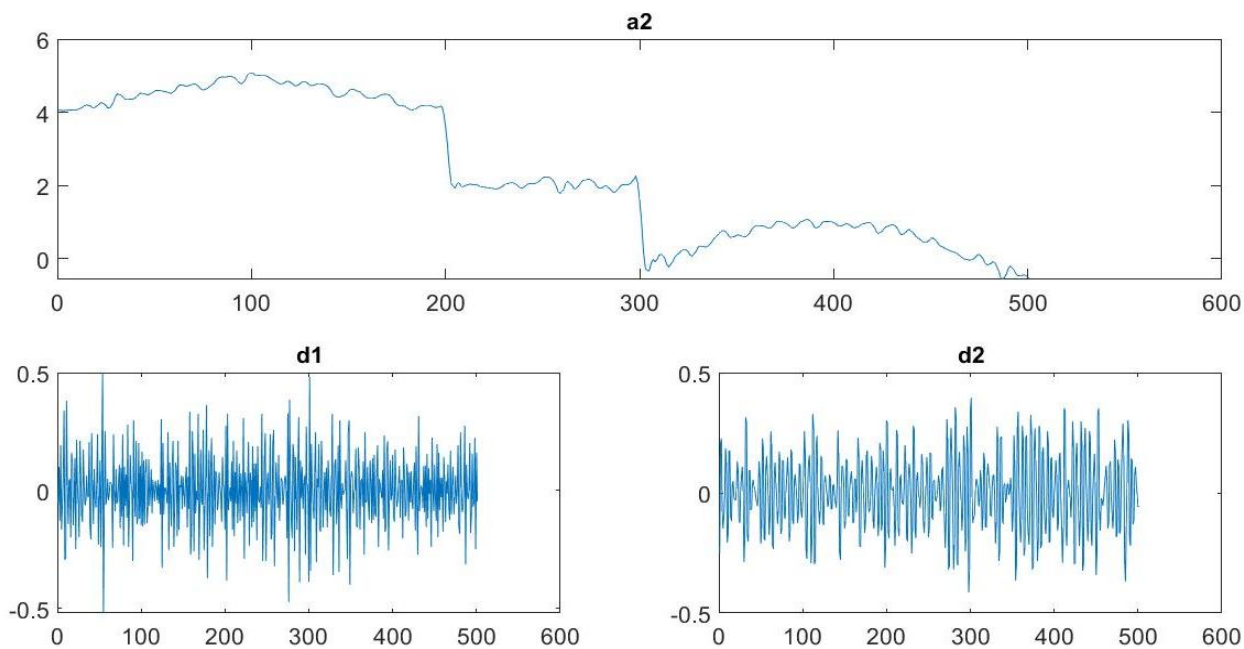


Рис 3.42. Результати вейвлет-розкладання з використанням хвильової функції сімейства Добеші

Далі, на рис. 3.43 показані початковий графік та отриманий для порівняння.

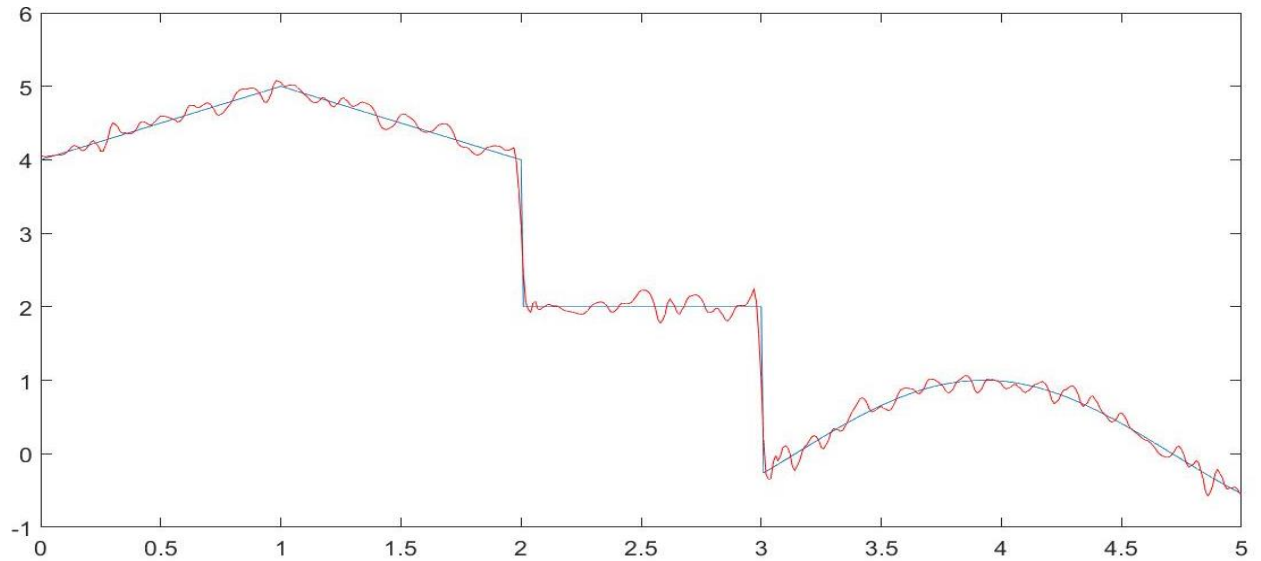


Рис. 3.43. – Початковий та отриманий сигнал

Було побудовано графік різниці кожної точки початкового сигналу та отриманого, результати показані на рис. 3.44.

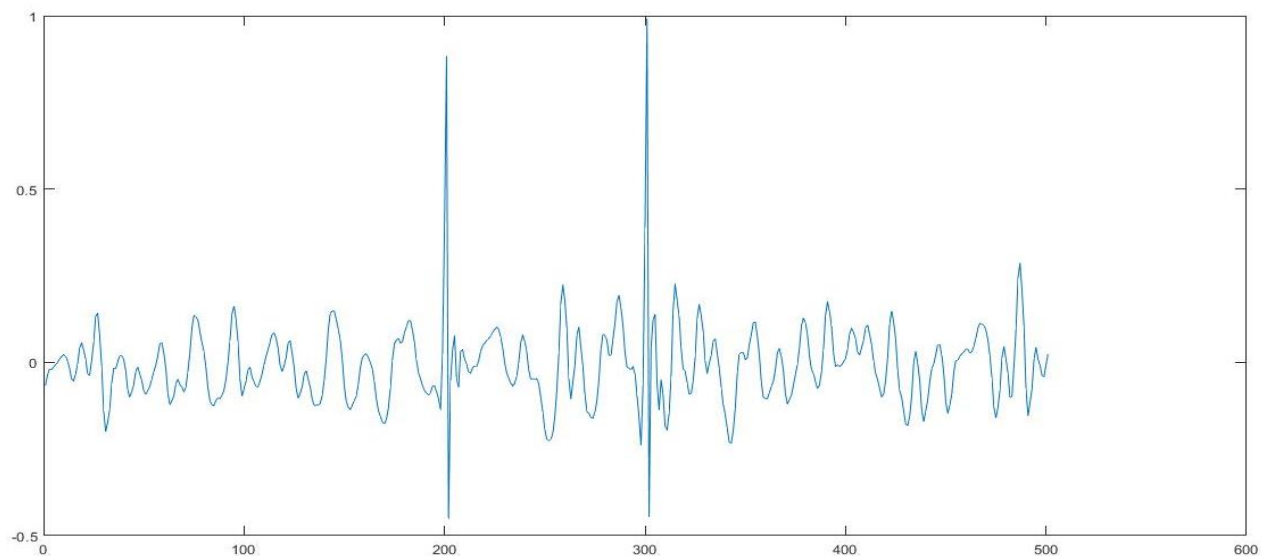


Рис. 3.44. – Графік різниці кожної точки

Як видно, апроксимація другого рівня розкладання a_2 відображає тестовий сигнал, середньоквадратична похибка виділення складного тестового сигналу в цілому складає 0,1141, максимальне значення похибки складає 0.9889.

Наступне вейвлет-розкладання було виконано за допомогою хвильової функції сімейства Хаара. Для виділення тестового сигналу було достатньо розкласти сигнал лише на 2 рівні. Результати наведено на рис. 3.45. Для кожного

елемента розкладання за віссю абсцис відкладено кількість точок, а за віссю ординат – значення амплітуди. Як видно, використання хвильової функції Хаара також забезпечує виділення складного тестового сигналу (апроксимація a_2).

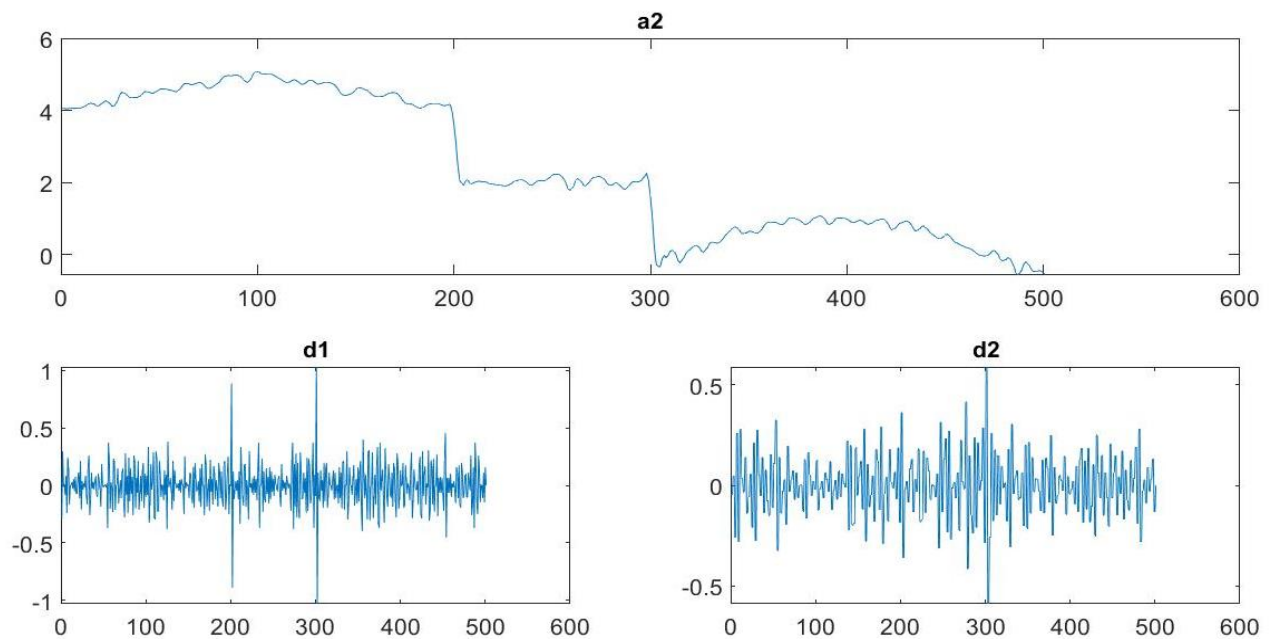


Рис. 3.45. - Результати вейвлет-розкладання з використанням хвильової функції сімейства Хаара

Для наглядної різниці було побудовано на одному графіку початковий сигнал та сигнал після очищення, результати показані на рис. 3.46.

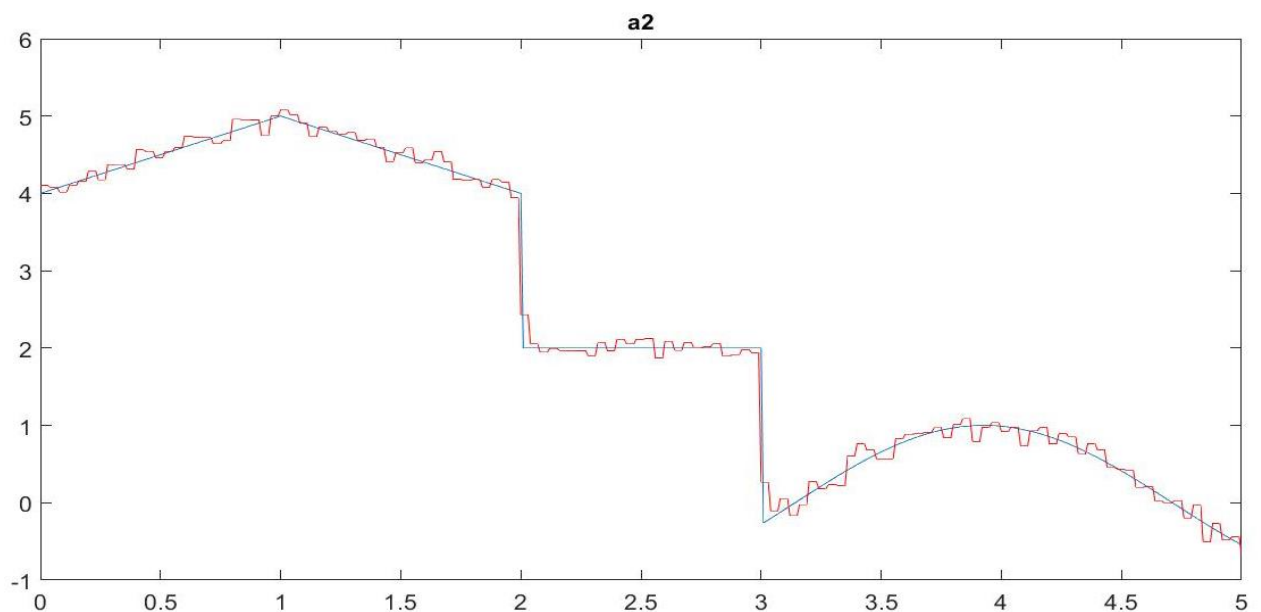


Рис. 3.46. – Початковий та отриманий сигнал після вейвлет-розкладання з використанням хвильової функції сімейства Хаара

На рис. 3.47 показаний графік різниці точок початкового сигналу та отриманого після вейвлет-розкладання за допомогою хвильової функції сімейства Хаара. Була порахована середньоквадратична похибка, вона становить 0,1480, максимальне значення похибки складає 1,7301.

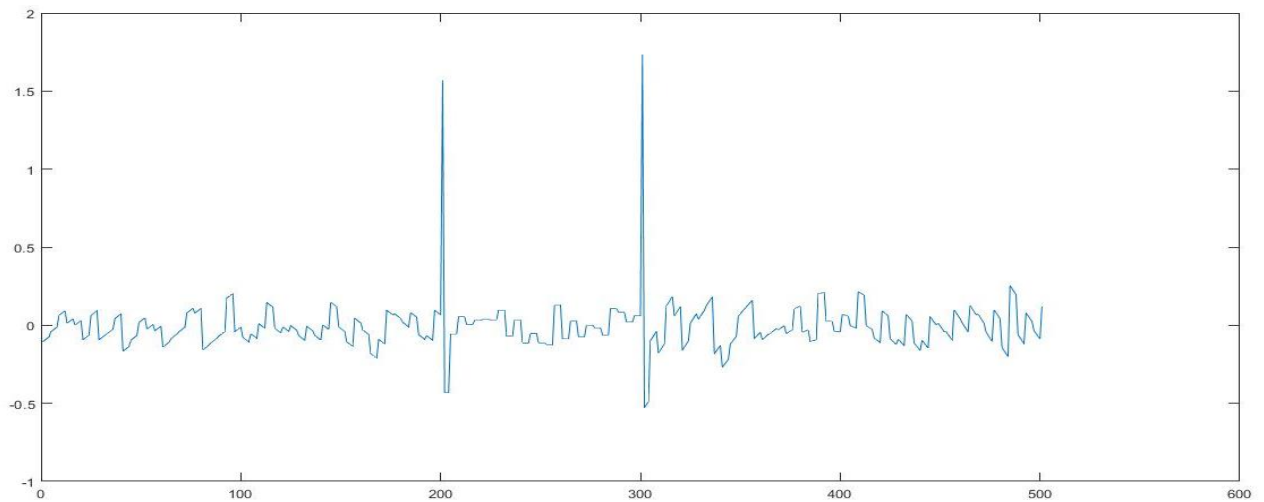


Рис. 3.47. – Графік різниці кожної точки

Наступне вейвлет-розкладання було виконано за допомогою сімейства Сімлета 4-го порядку. Для виділення тестового сигналу було достатньо розкласти сигнал лише на 2 рівні. Результати наведено на рис. 3.48. Для кожного елемента розкладання за віссю абсцис відкладено кількість точок, а за віссю ординат – значення амплітуди.

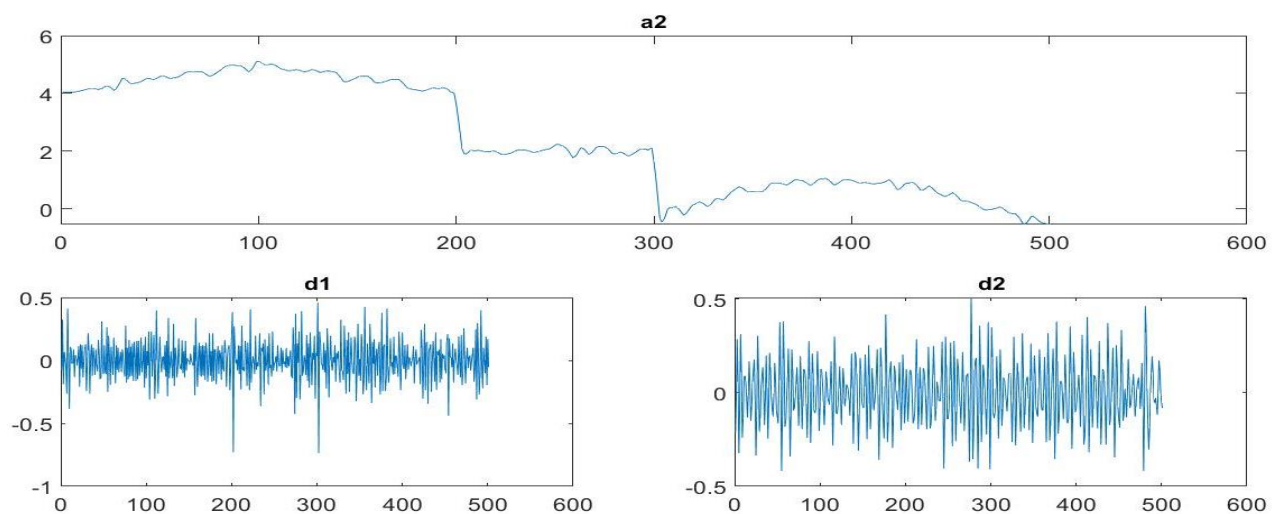


Рис. 3.48. - Результати вейвлет-розкладання з використанням хвильової функції сімейства Сімлета

На рис. 3.49 показаний графік з початковим сигналом та отриманим після вейвлет-розкладання з використанням хвильової функції сімейства Сімлета.

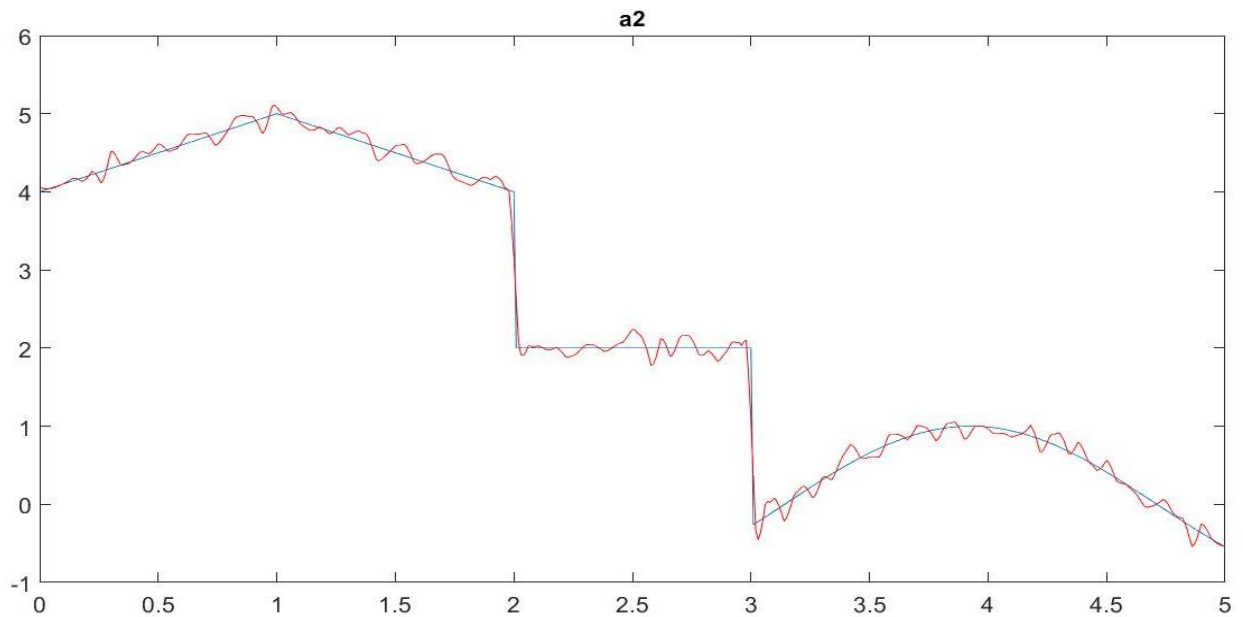


Рис. 3.49. - Початковий та отриманий сигнал після вейвлет-розкладання з використанням хвильової функції сімейства Сімлета

Різниця точок початкового сигналу та отриманого показані на рис. 3.50. Була порахована середньоквадратична похибка, вона становить 0,1137, максимальне значення похибки складає 0,9180.

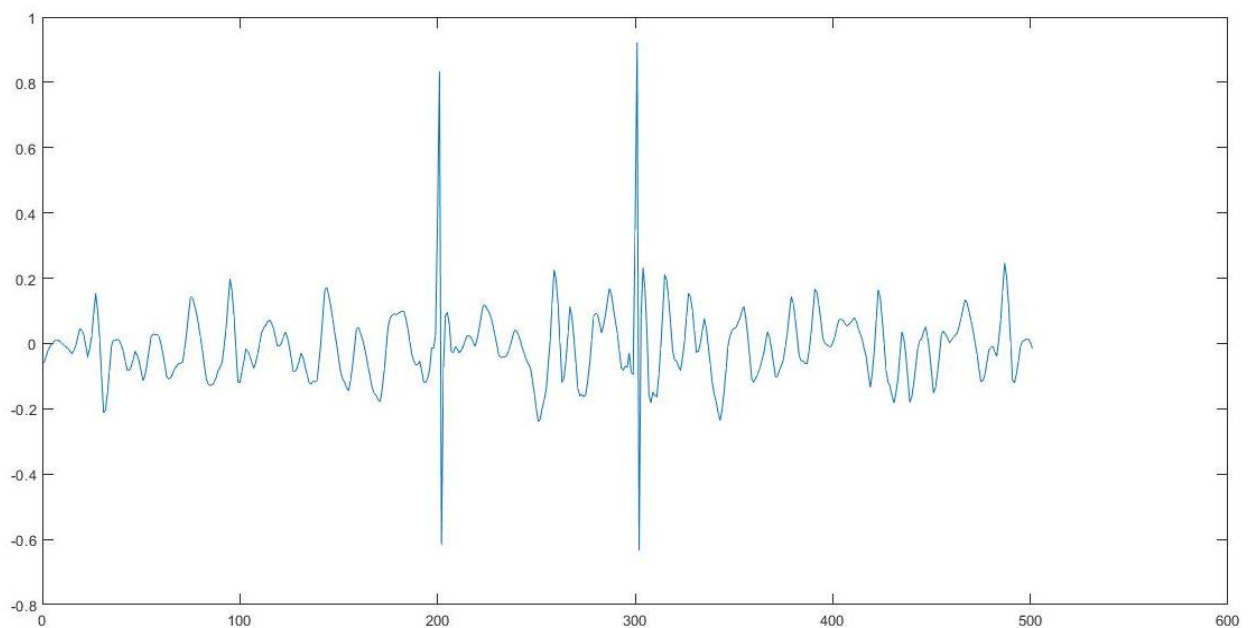


Рис. 3.50. – Графік різниці кожної точки

На рис. 3.51 показані результати вейвлет-розкладання сигналу на 2 рівні з використанням хвильової функції сімейства Койфлетів 2-го порядку. Для кожного елемента розкладання за віссю абсцис відкладено кількість точок, а за віссю ординат – значення амплітуди.

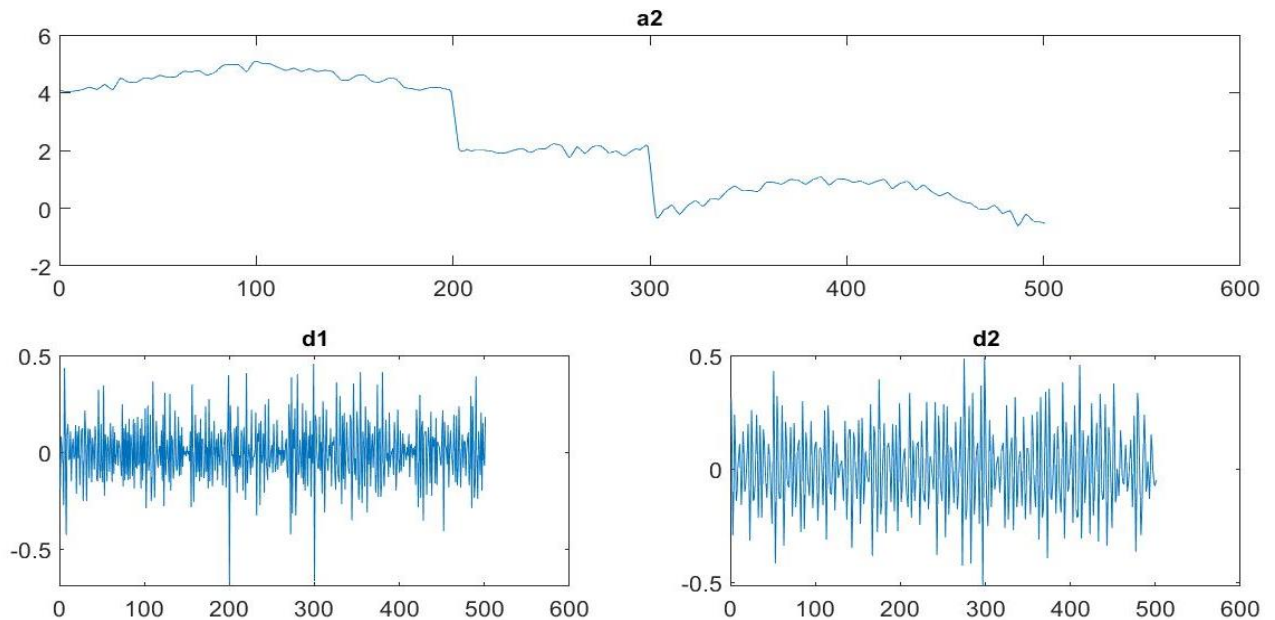


Рис. 3.51. - Результати вейвлет-розкладання з використанням хвильової функції сімейства Койфлетів

На рис. 3.52 показані початковий графік та отриманий для порівняння.

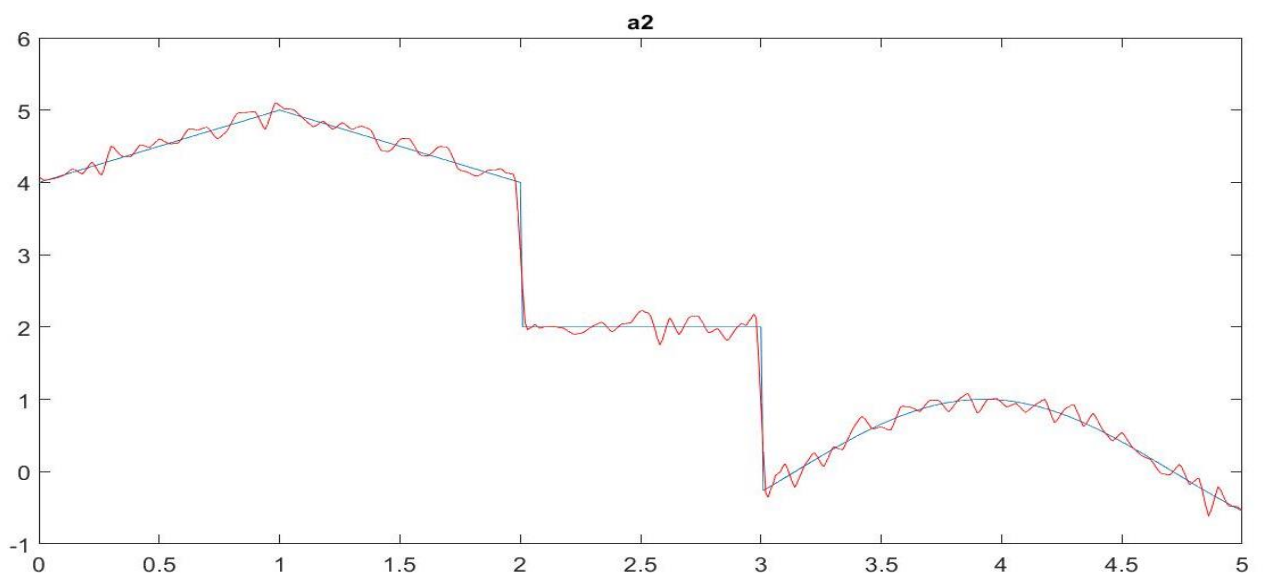


Рис. 3.52. - Початковий та отриманий сигнал після вейвлет-розкладання з використанням хвильової функції сімейства Койфлетів

Було побудовано графік різниці кожної точки початкового сигналу та отриманого, результати показані на рис. 3.53.

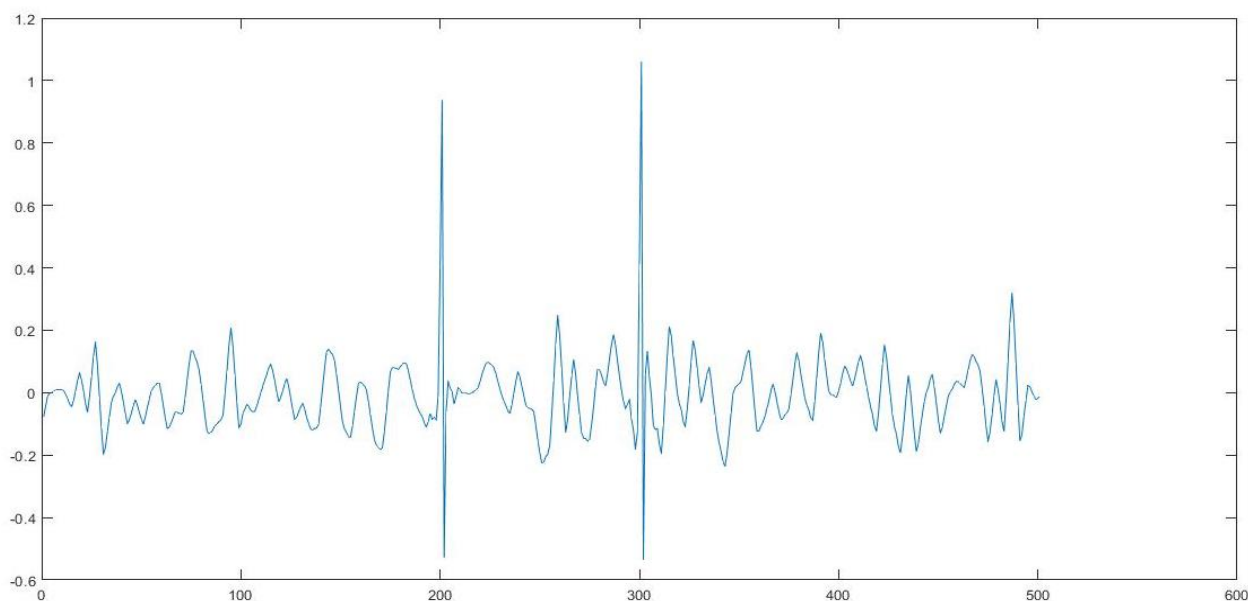


Рис. 3.53. – Графік різниці кожної точки

Як видно, апроксимація другого рівня розкладання a_2 відображає тестовий сигнал, середньоквадратична похибка виділення складного тестового сигналу в цілому складає 0,1171, максимальне значення похибки складає 1,0600.

За отриманими результатами можна зробити висновки, що найбільше для очищення сигналу підходить вейвлет-розкладання з використанням хвильової функції сімейства Сімлетів 4-го порядку. За допомогою цього сімейства сигнал було достатньо розкласти на 2 рівні. Отриманий сигнал майже ідентично повторює форму початкового сигналу та має найбільш згладжений вид. Також, середньоквадратична похибка найменша – 0,1137. Найгірший результат було отримано після вейвлет-розкладання з використанням хвильової функції сімейства Хаара та найбільша середньоквадратична похибка – 0,1480.

Далі на початковий сигнал у якості завади було накладено випадковий шум у середовищі MatLab з СКВ 0,4, а також синусоїда з амплітудою 0.2 та частотою 20 Гц, результат показаний на рис.3.54.

Було проведено вейвлет-розкладання з використанням функції сімейства Добеші 9-го порядку. Було достатньо розкласти на 3 рівні. Результати показані на рис. 3.55.

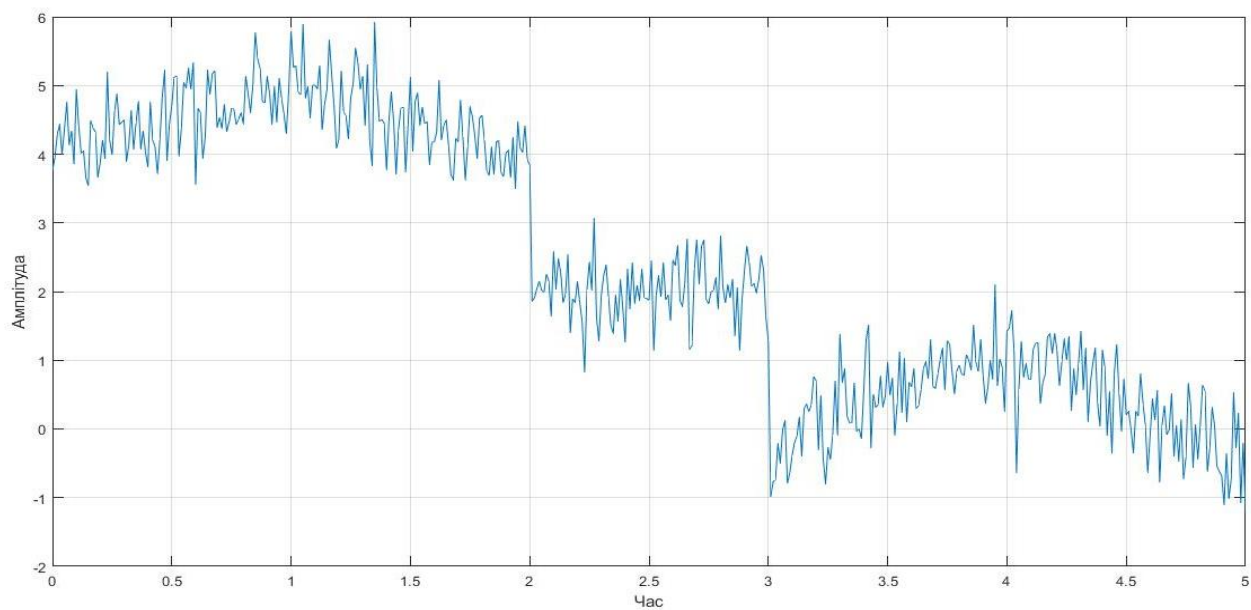


Рис. 3.54. – Сигнал із шумом

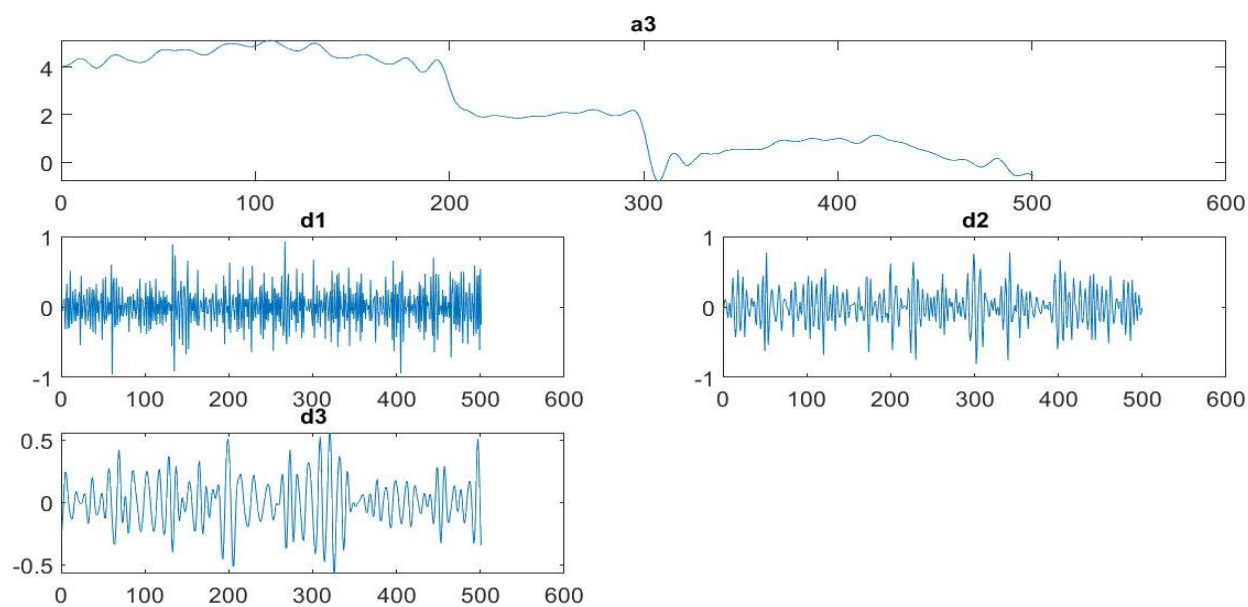


Рис. 3.55. – Результат вейвлет розкладання з використанням функції сімейства Добеші

На рис. 3.56 представлені початковий сигнал та отриманий сигнал.

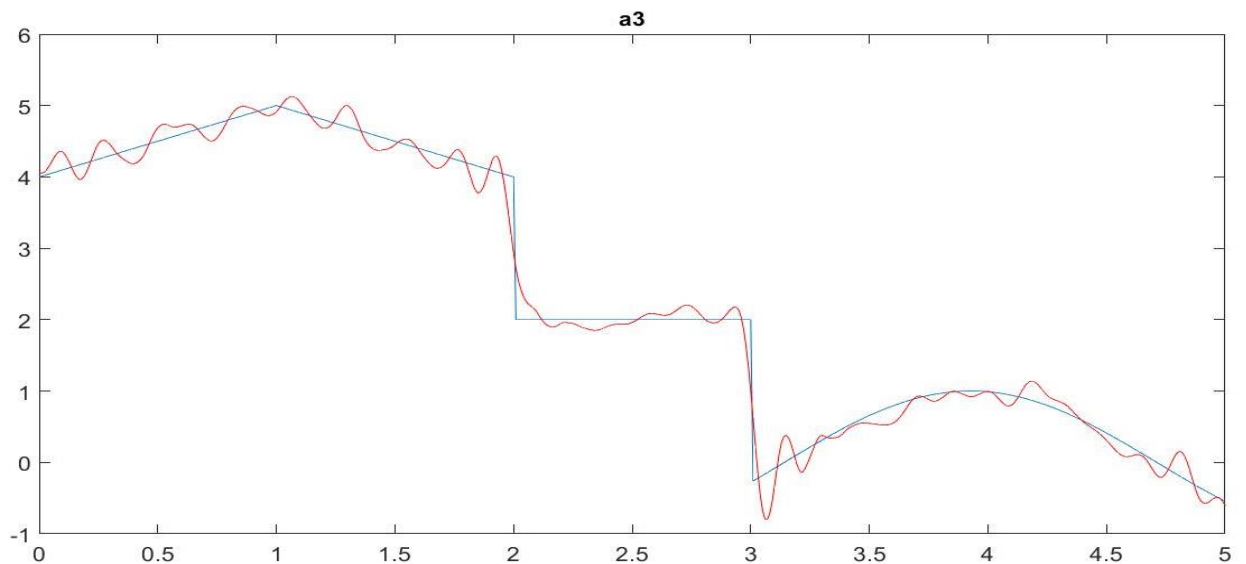


Рис. 3.56. – Початковий та отриманий сигнали

На рис. 3.57 показаний графік різниці кожної точки початкового сигналу та отриманого сигналу. Було пораховано середньоквадратичну похибку – 0,1841, максимальне значення похибки складає 1,0632.

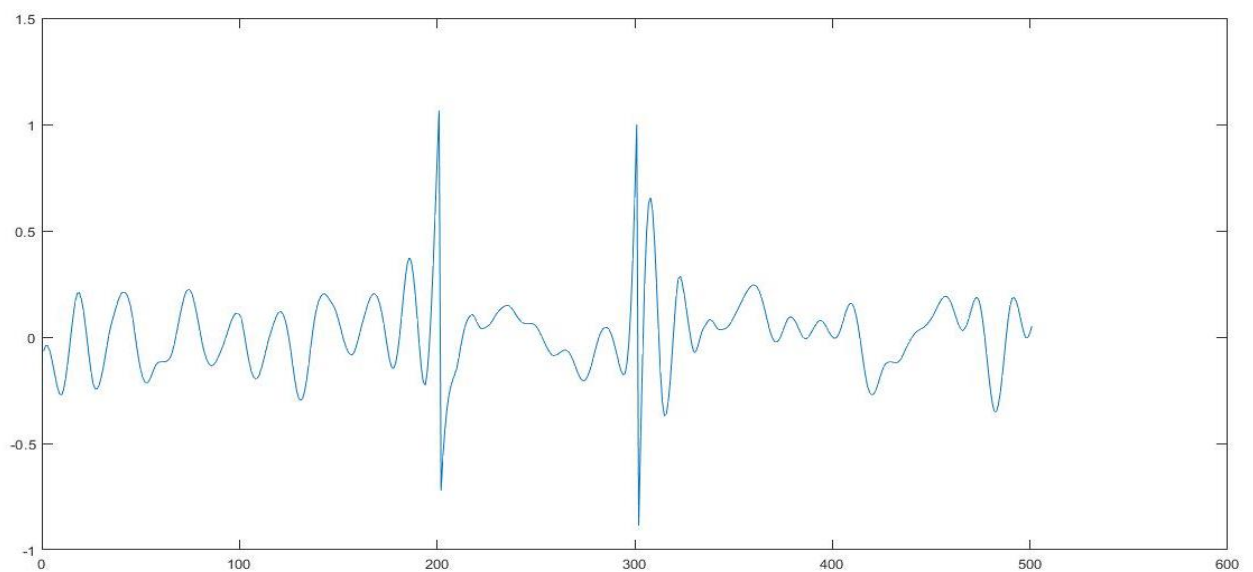


Рис. 3.57. – Графік різниці кожної точки

Проведено вейвлет-розкладання з використанням функції сімейства Хаара, розкладання проводилося на 3 рівні. Для кожного елемента розкладання за віссю абсцис відкладено кількість точок, а за віссю ординат – значення амплітуди. Результати показані на рис. 3.58.

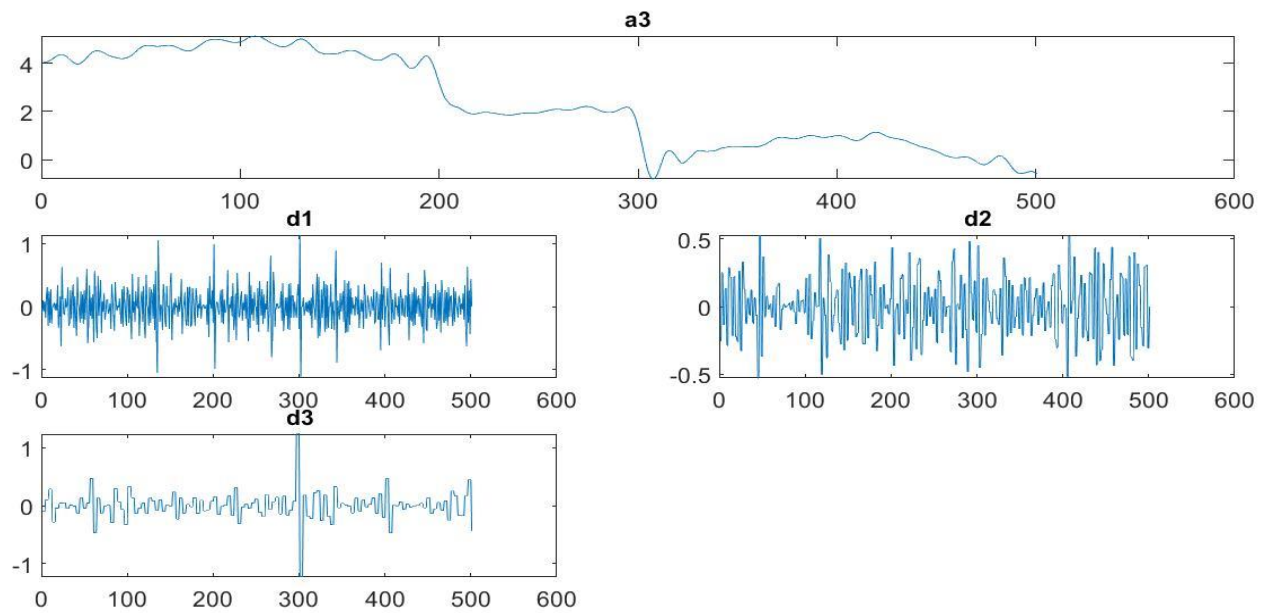


Рис. 3.58. – Результат вейвлет розкладання з використанням функції сімейства Хаара

На рис. 3.59. показаний графік з початковим сигналом та отриманим після вейвлет-розкладанням.

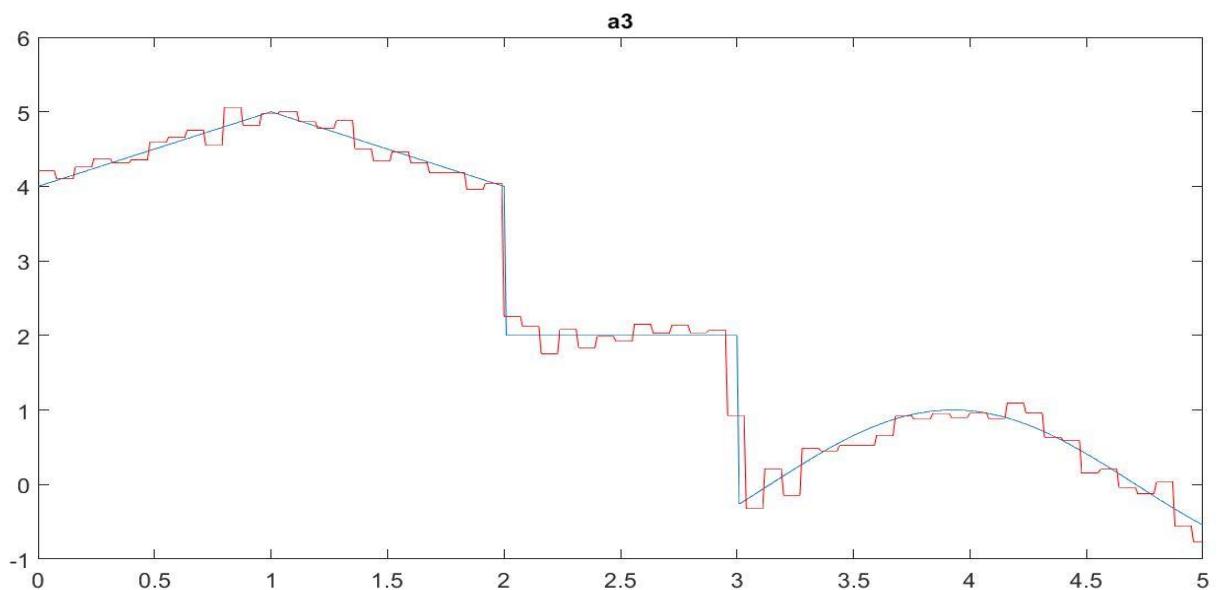


Рис. 3.59. – Початковий та отриманий сигнал

Далі показана різниця кожної точки початкового сигналу та отриманого після вейвлет-розкладання з використанням функції сімейства Хаара. Середньоквадратична похибка – 0,2111, максимальне значення похибки складає 1.7439.

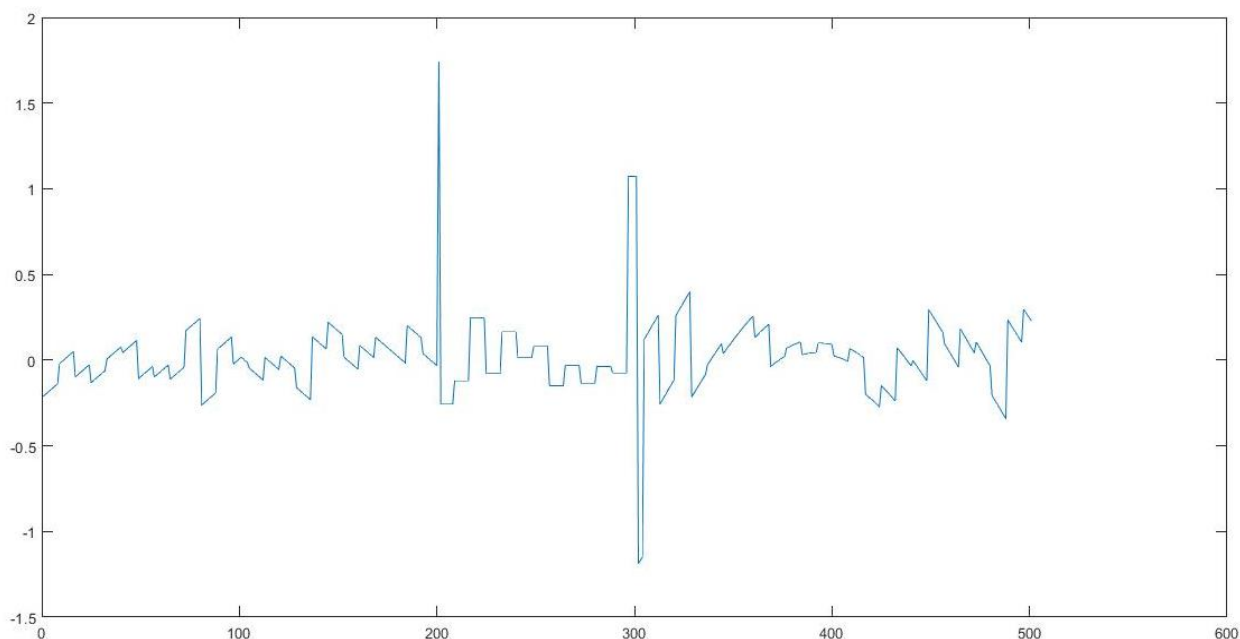


Рис. 3.60. – Графік різниці кожної точки

Проводилося розкладання сигналу на 4 рівні з використанням хвильової функції сімейства Сімлетів 9-го порядку. Для кожного елемента розкладання за віссю абсцис відкладено кількість точок, а за віссю ординат – значення амплітуди (рис. 3.61).

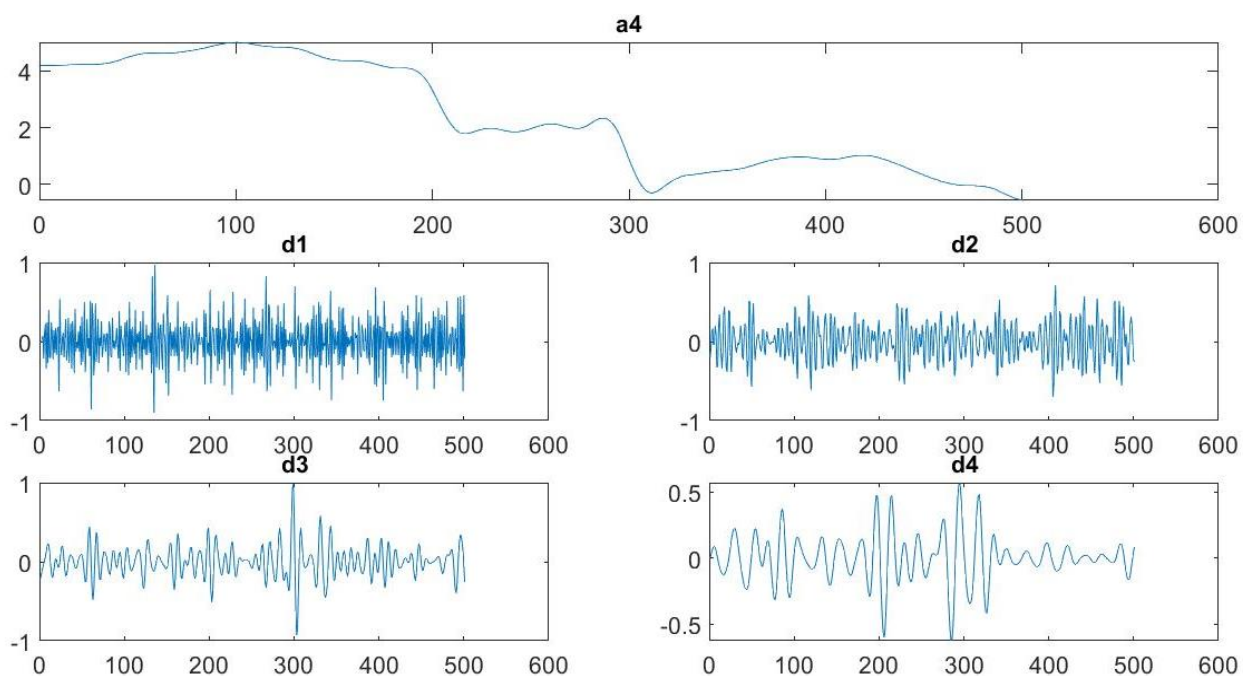


Рис. 3.61. - Результат вейвлет розкладання з використанням функції сімейства Сімлетів

Далі показаний графік (рис. 3.62) на якому показаний початковий сигнал та отриманий сигнал після вейвлет – розкладання.

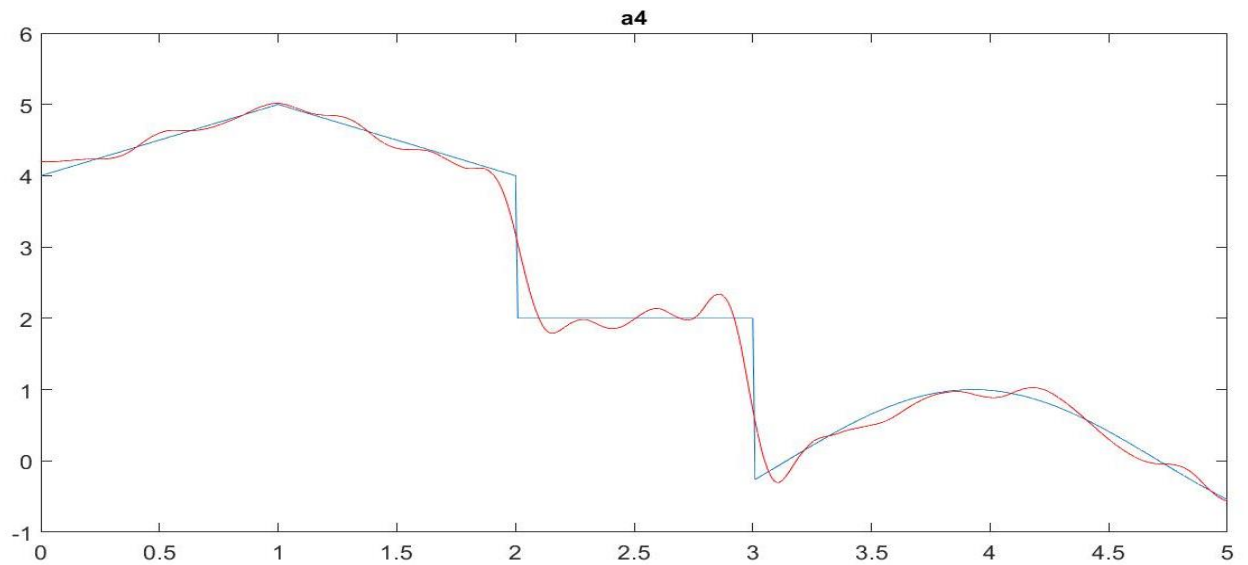


Рис. 3.62. – Початковий та отриманий сигнал після вейвлет-розкладання

На рис. 3.63 показана різниця кожної точки початкового сигналу та отриманого сигналу з використанням хвильової функції сімейства Сімлетів. Середньоквадратична похибка становить 0,1802, максимальне значення похибки складає 1,2805.

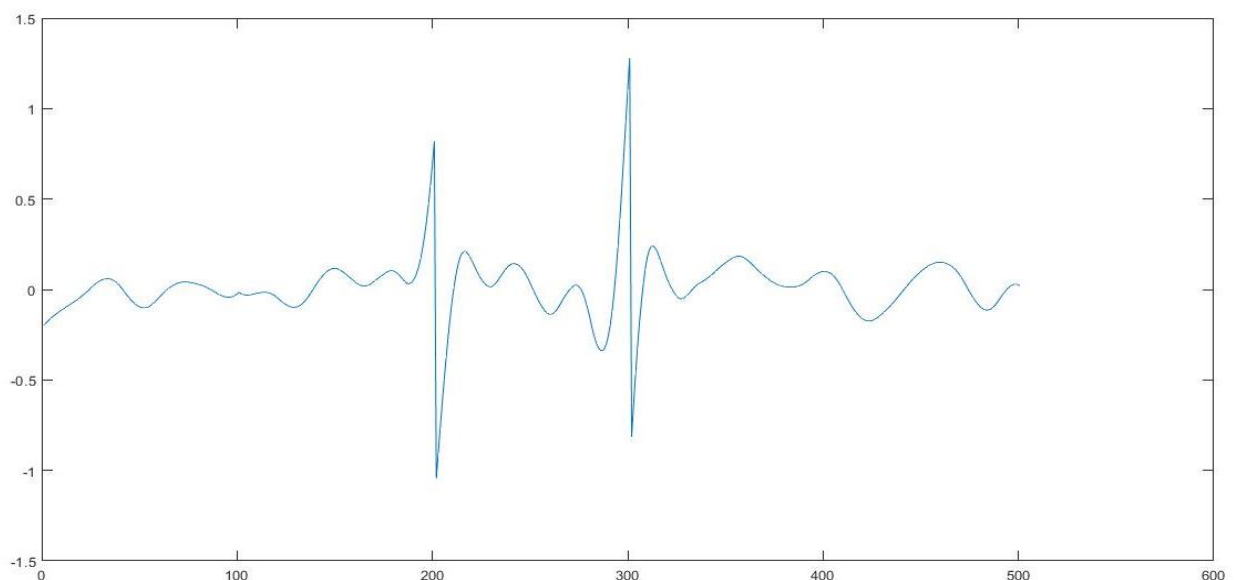


Рис. 3.63. – Графік різниці кожної точки

На рис. 3.64 показані результати вейвлет-розкладання сигналу на 4 рівні з використанням хвильової функції сімейства Койфлетів 5-го порядку. Для

кожного елемента розкладання за віссю абсцис відкладено кількість точок, а за віссю ординат – значення амплітуди.

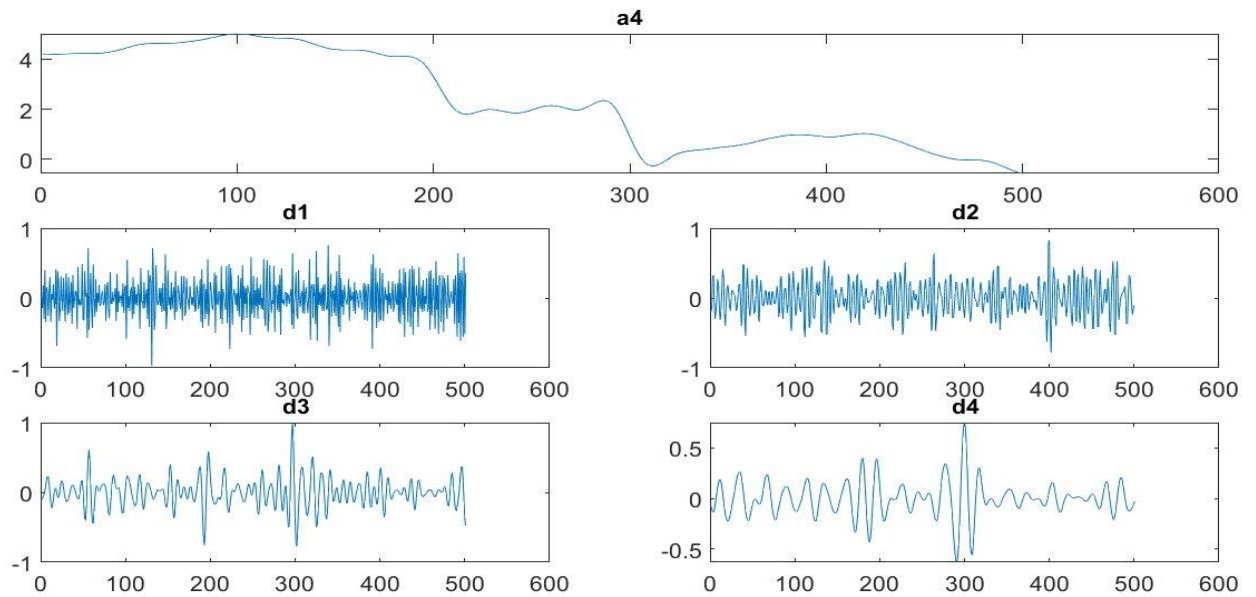


Рис. 3.64 – Результати вейвлет-розкладання

На рис. 3.65 показані початковий графік та отриманий для порівняння.

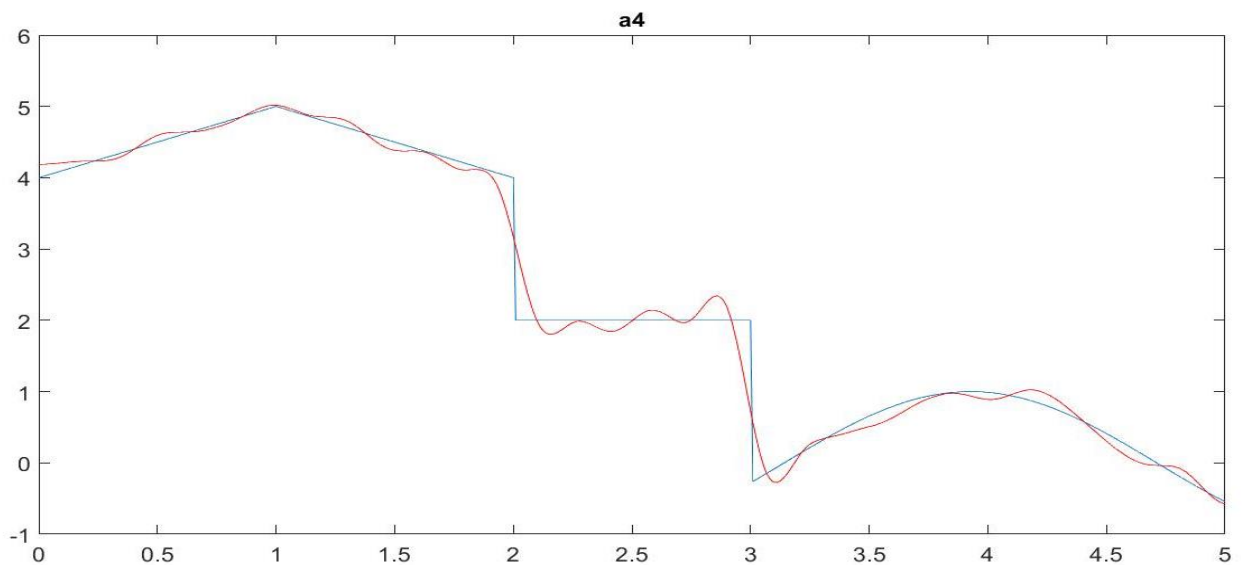


Рис. 3.65. – Початковий та отриманий сигнали

На рис. 3.66 показана різниця кожної точки початкового сигналу та отриманого після вейвлет-розкладання з використанням хвильової функції сімейства Койфлетів. Середньоквадратична похибка – 0.1812, максимальне значення похибки складає 1,2731.

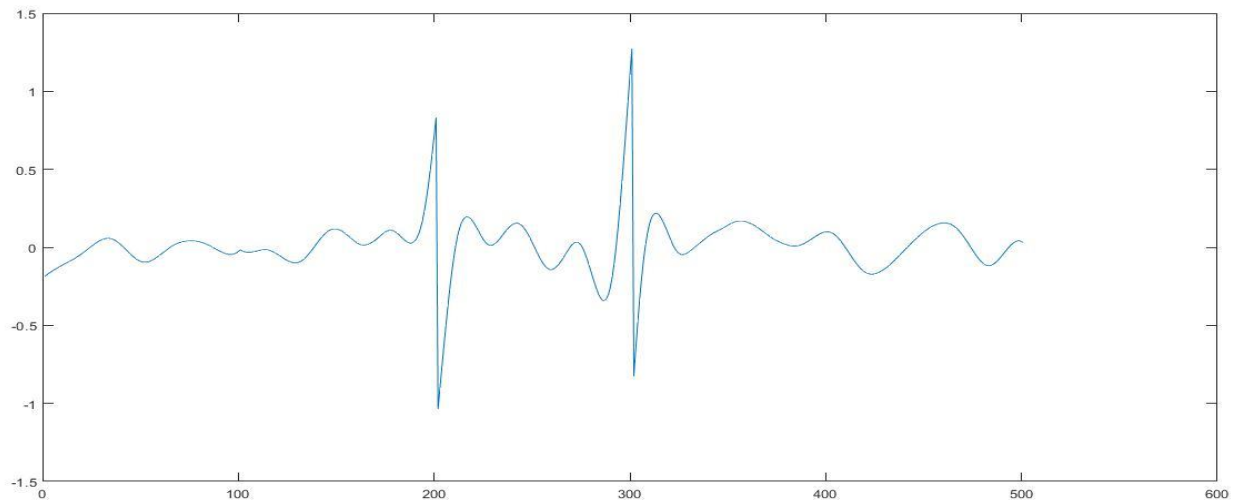


Рис. 3.66. – Різниця точок початкового та отриманого сигналів

За отриманими результатами видно, що найкращий результат було отримано вейвлет-розкладанням з використанням хвильової функції сімейства Сімлетів. Це вейвлет-розкладання має найменшу середньоквадратичну похибку. Можна відмітити що результати вейвлет-розкладання з використанням функції сімейства Койфлетів також досить непогані. Найгірший результат було отримано вейвлет-розкладанням з використанням хвильової функції сімейства Хаара.

Далі на початковий сигнал у якості завади було накладено випадковий шум у середовищі MatLab з СКВ 2, а також синусоїда з амплітудою 0.2 та частотою 20 Гц, результат показаний на рис.3.67.

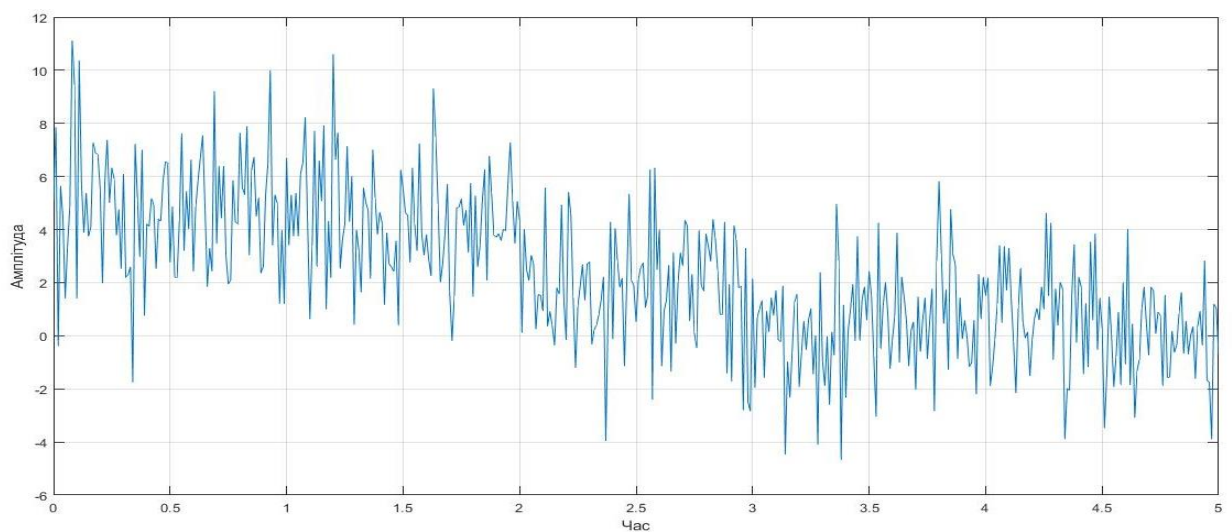


Рис. 3.67. – Сигнал із шумом

Вейвлет-розкладання було виконано з використанням хвильової функції сімейства Добеші 2-го порядку. Для виділення тестового сигналу достатньо розкласти сигнал на 5 рівнів. Результати наведено на рис. 3.68. Для кожного елемента розкладання за віссю абсцис відкладено кількість точок, а за віссю ординат – значення амплітуди.

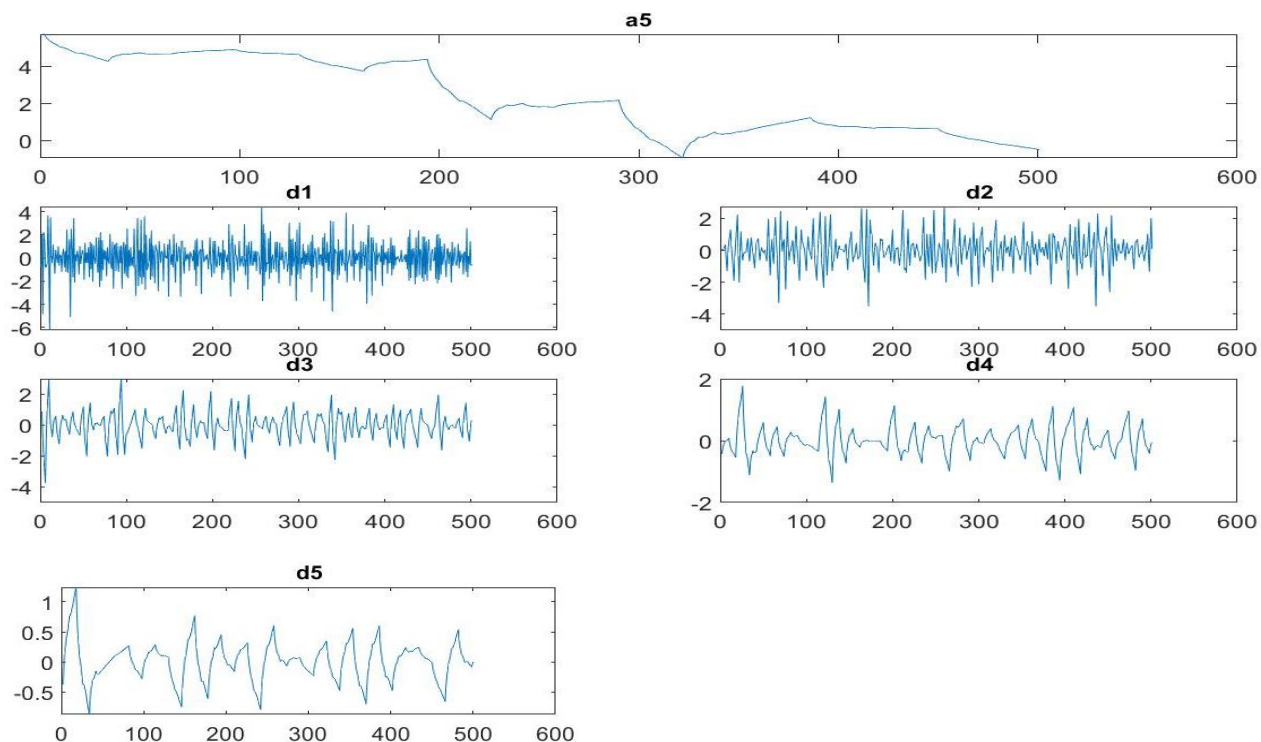
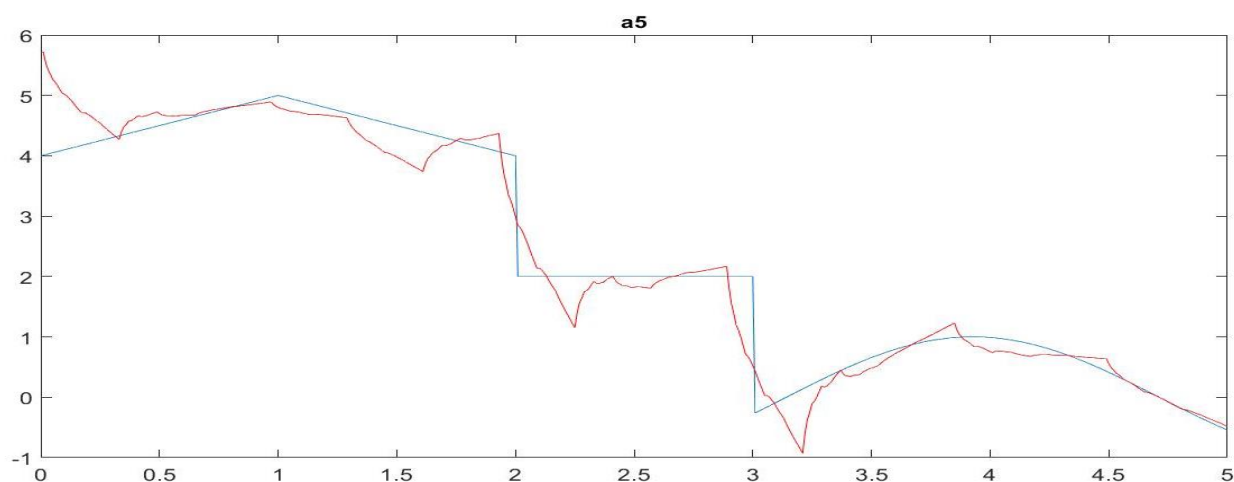


Рис. 3.68. – Результати вейвлет-розкладання

На рис. 3.69 показані початковий сигнал та отриманий сигнал після вейвлет-розкладання.



На рис. 3.69. – Початковий та отриманий сигнал

На рис. 3.70 показана різниця кожної точки початкового сигналу та отриманого сигналу після вейвлет-розкладання з використанням хвильової функції сімейства Добеші. Як видно, апроксимація останнього рівня розкладання за формою не відповідає тестовому сигналу. Була порахована середньоквадратична похибка, вона становить – 0.3676, максимальне значення похибки складає 1,6043.

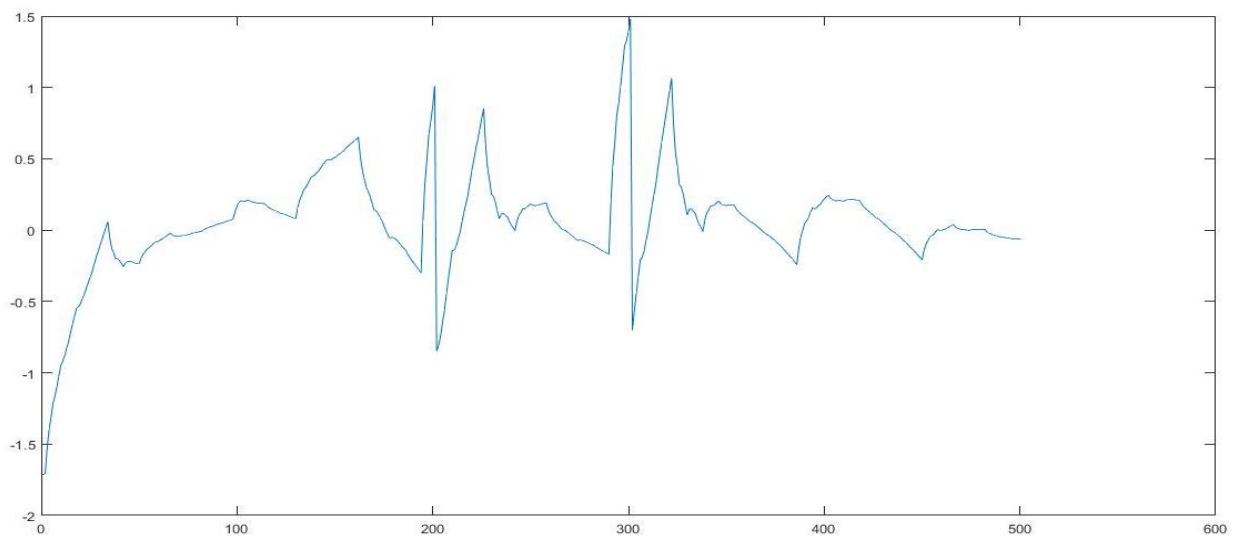


Рис. 3. 70. – Різниця кожної точки початкового та отриманого сигналів

Результати вейвлет-розкладання з використанням хвильової функції сімейства Хаара показані на рис. 3.71. Розкладання проводилося на 6 рівнів. Для кожного елемента розкладання за віссю абсцис відкладено кількість точок, а за віссю ординат – значення амплітуди.

На рис. 3.72 показано початковий та отриманий сигнал. Результат погано відображає тестовий сигнал.

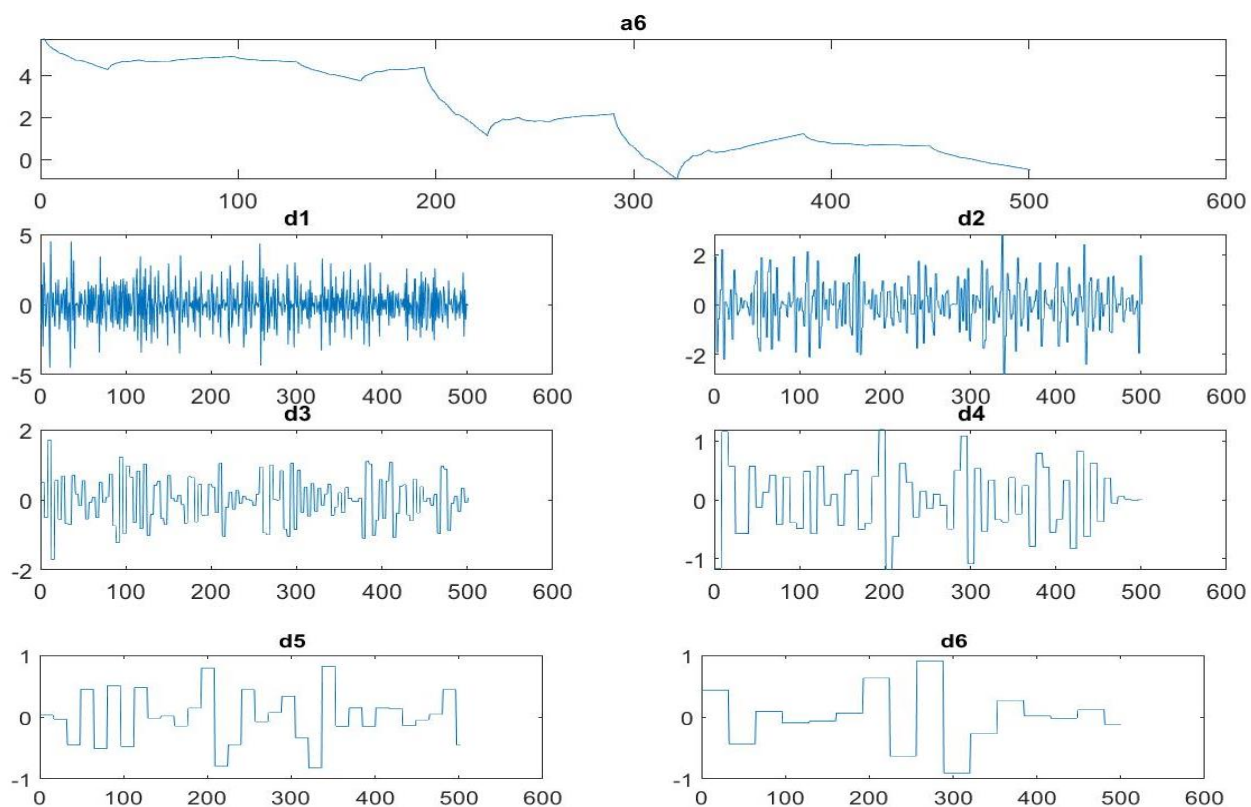


Рис. 3.71. – Результати вейвлет- розкладання

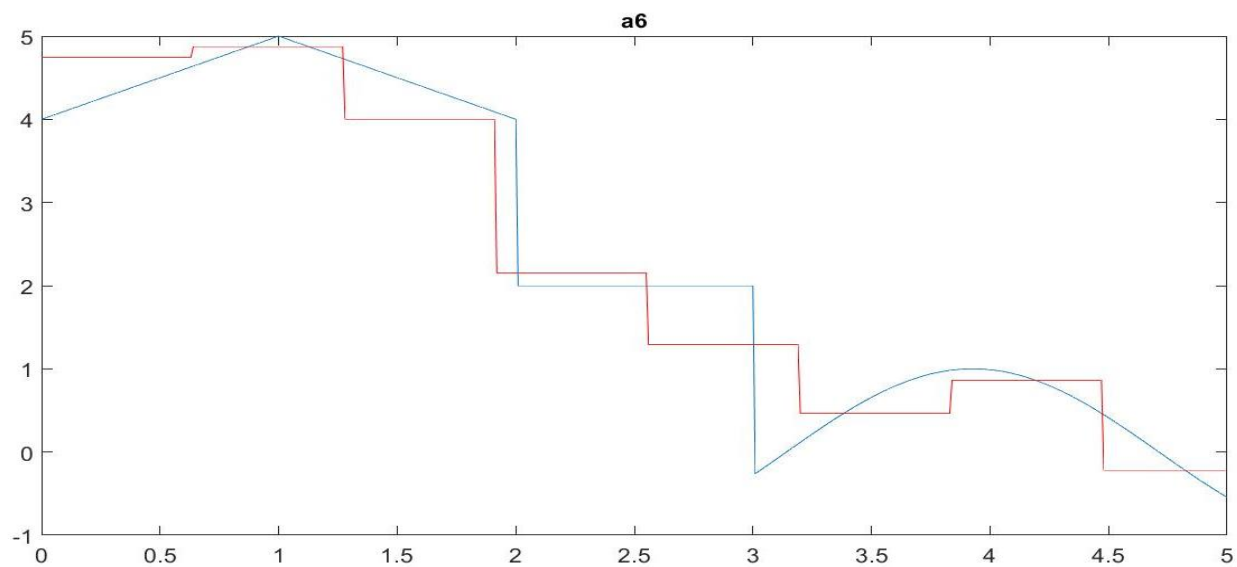


Рис. 3.72. – Початковий та отриманий сигнали

На рис. 3.73. показана різниця кожної точки початкового сигналу та отриманого після вейвлет-розкладання. Середньоквадратична похибка – 0.5162, максимальне значення похибки складає 1,9262.

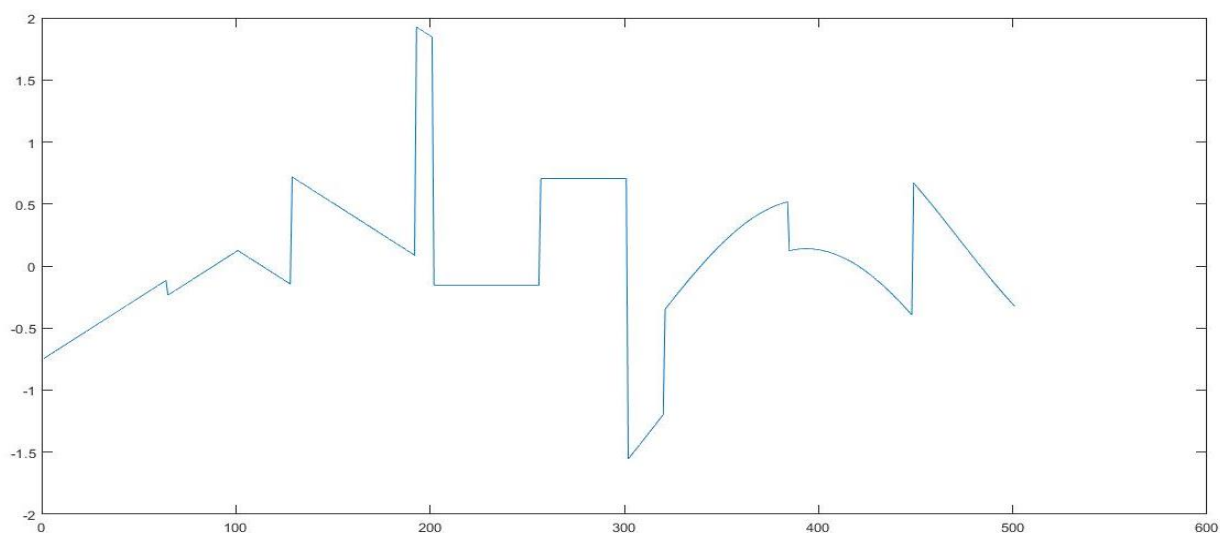


Рис. 3.73. – Різниця точок початкового та отриманого сигналів

На рис. 3.74 показані результати вейвлет-розкладання сигналу на 5 рівнів з використанням хвильової функції сімейства Сімлетів 5-го порядку. Для кожного елемента розкладання за віссю абсцис відкладено кількість точок, а за віссю ординат – значення амплітуди.

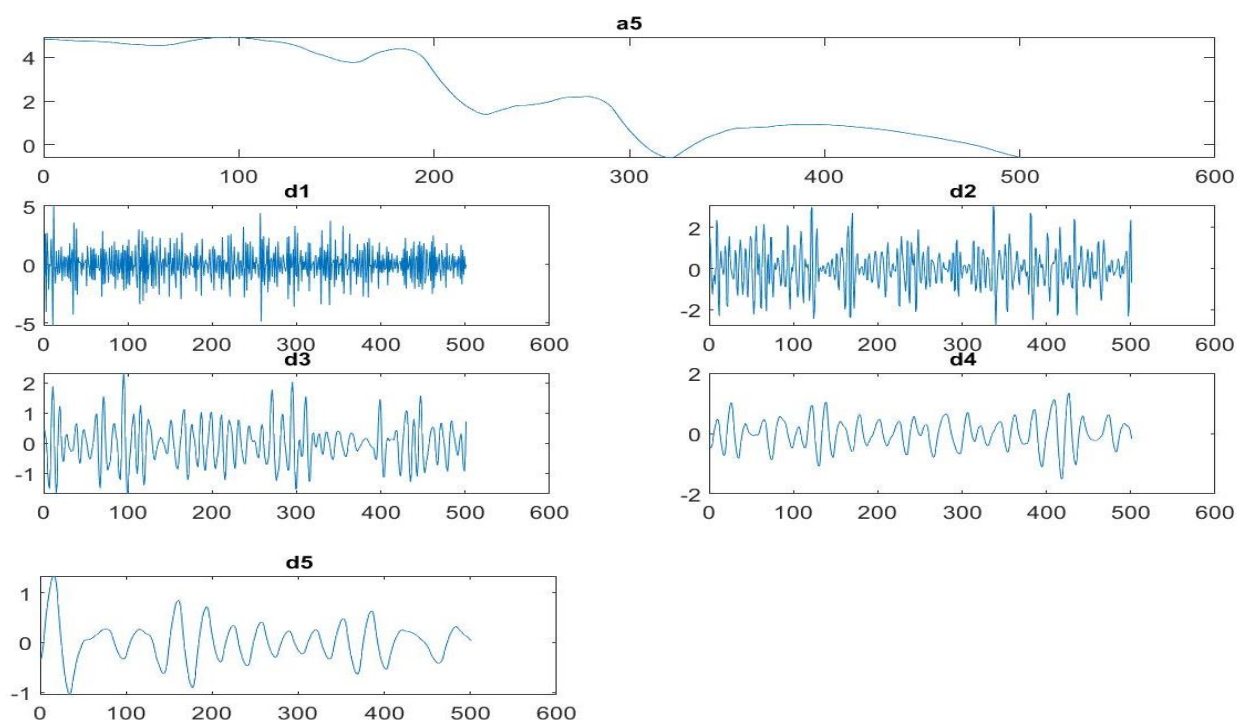


Рис. 3.74. – Результати вейвлет-розкладання

На рис. 3.75. для наглядності показані початковий сигнал та отриманий сигнал після вейвлет-розкладання з використанням хвильової функції сімейства Сімлетів, результат погано відображає тестовий сигнал.

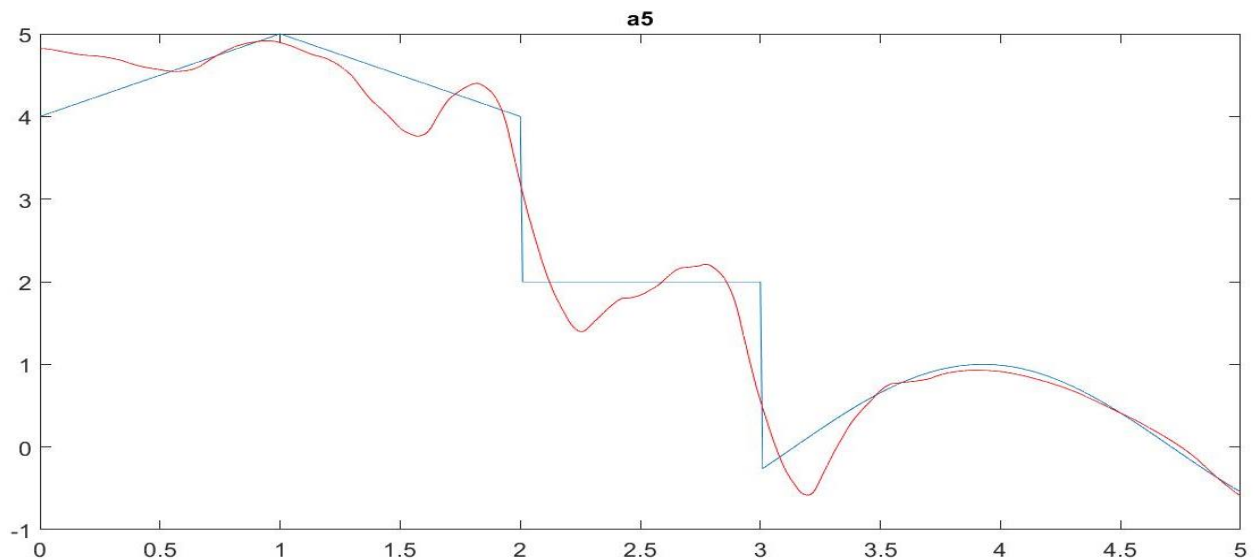


Рис. 3.75. – Початковий сигнал та отриманий сигнал після вейвлет-розкладання

На рис. 3.76 показана різниця кожної точки початкового сигналу та отриманого сигналу. Середньоквадратична похибка – 0.3352, максимальне значення похибки складає 1,4366.

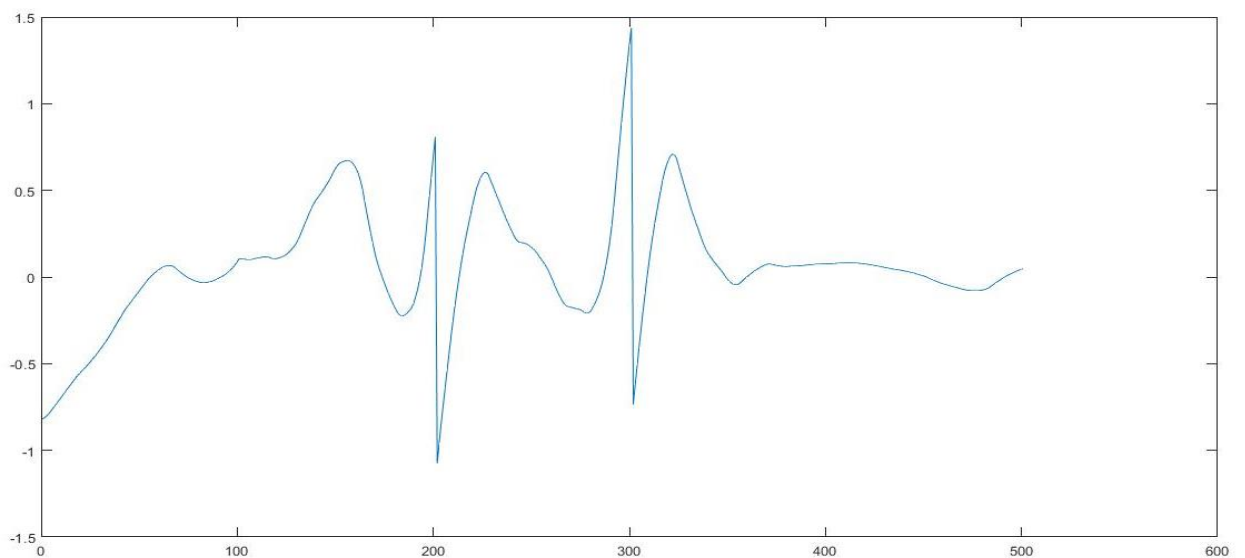


Рис. 3.76. – Різниця кожної точки початкового сигналу та отриманого сигналу

Результати вейвлет-розкладання з використанням хвильової функції сімейства Койфлетів 5-го порядку показані на рис. 3.77. Розкладання проводилося на 5 рівнів. Для кожного елемента розкладання за віссю абсцис відкладено кількість точок, а за віссю ординат – значення амплітуди.

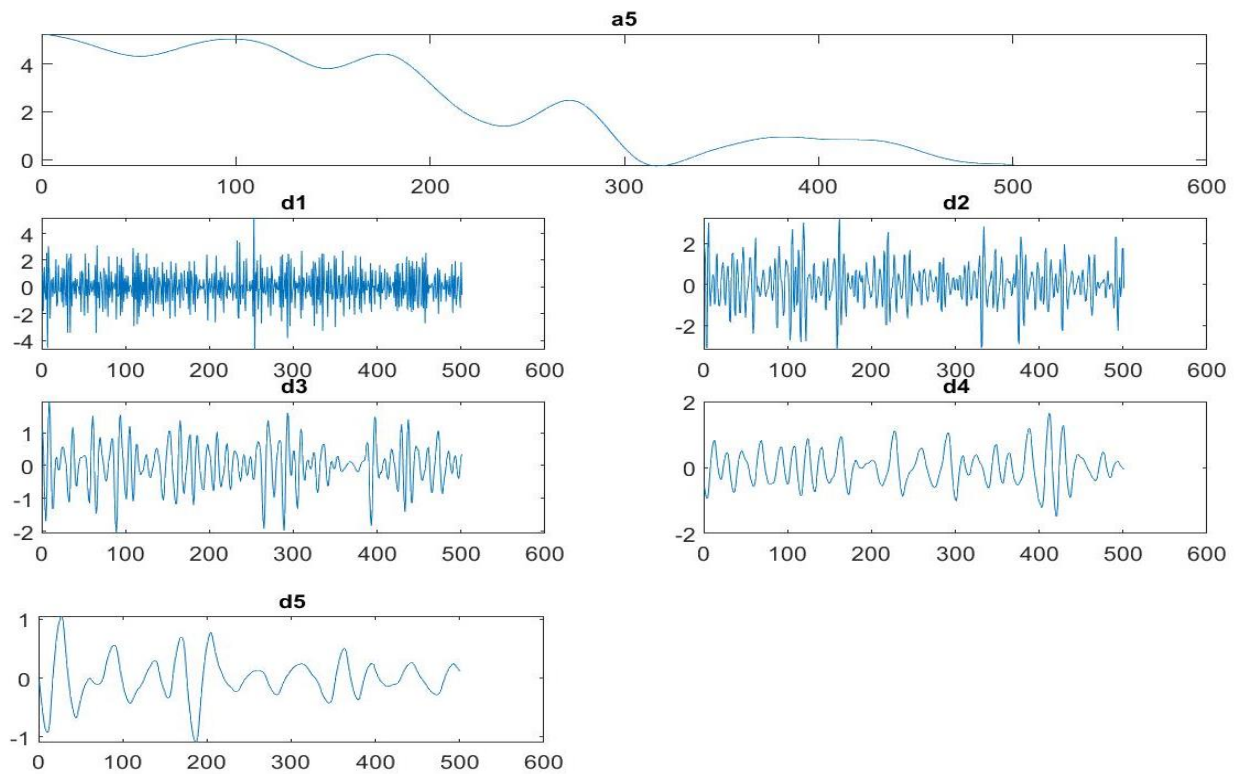


Рис. 3.77. – Результати вейвлет-розкладання

На рис. 3.78 показані початковий сигнал та отриманий сигнал.

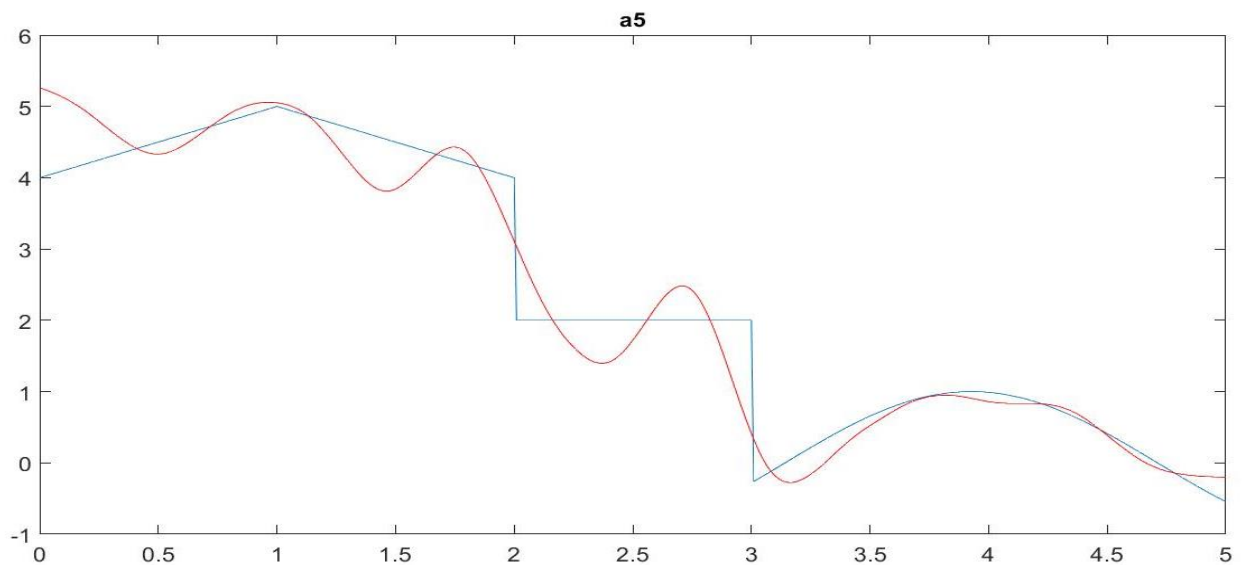


Рис. 3.78. – Початковий та отриманий сигнал

На рис. 3.79 показана різниця кожної точки початкового сигналу та отриманого сигналу. Середньоквадратична похибка – 0.4007, максимальне відхилення складає 1,5885.

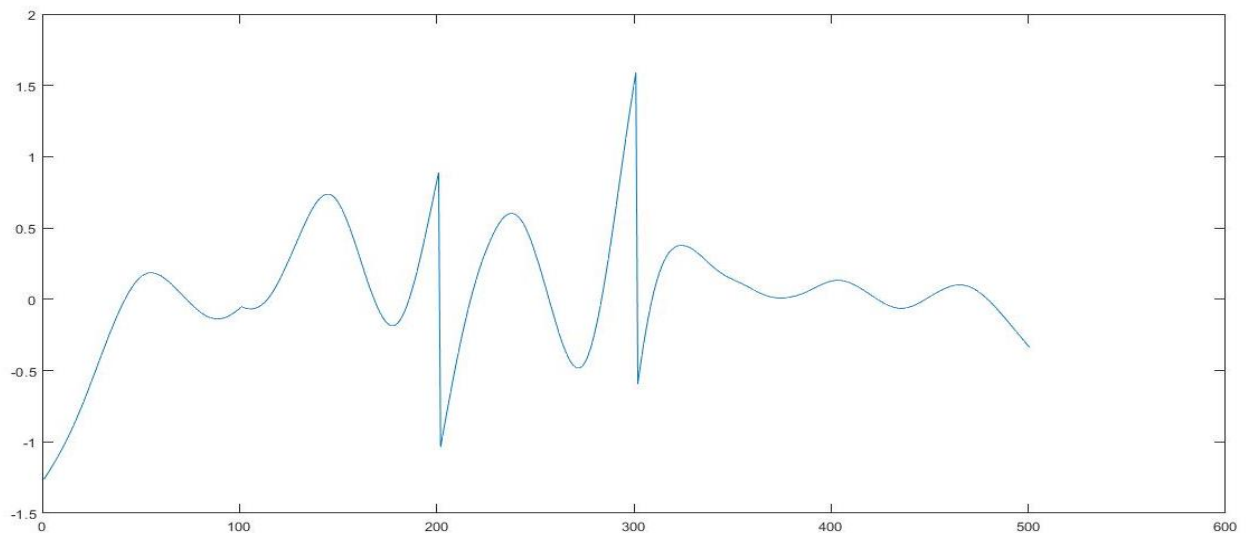


Рис. 3.79. - Різниця кожної точки початкового сигналу та отриманого сигналу

За отриманими результатами можна сказати що отримані сигнали не відповідають початковому. Найменша середньоквадратична похибка після вейвлет-розкладання з використанням хвильової функції сімейства Сімлетів. Найбільша похибка після вейвлет-розкладання з використанням хвильової функції сімейства Хаара.

Висновки до Розділу 3.

1. Виконано моделювання тестового сигналу з випадковою завадою з середньоквадратичним відхиленням 0,2 та проведено виділення тестового сигналу шляхом використання вейвлетної фільтрації з такими хвильовими функціями: Добеші; Хаара; Сімлетів; Койфлетів. Результати фільтрації показали, що кращий результат для виділення тестового сигналу дає вейвлет сімейство Добеші та сімейство Сімлетів.

2. Виконано моделювання тестового сигналу з випадковою завадою з середньоквадратичним відхиленням 0,4 та проведено виділення тестового сигналу шляхом використання вейвлетної фільтрації з такими хвильовими функціями: Добеші; Хаара; Сімлетів; Койфлетів. Результати фільтрації показали, що кращий результат для виділення тестового сигналу дає вейвлет сімейство Сімлетів.

3. Виконано моделювання тестового сигналу з випадковою завадою з середньоквадратичним відхиленням 2 та проведено виділення тестового сигналу шляхом використання вейвлетної фільтрації з такими хвильовими функціями: Добеші; Хаара; Сімлетів; Койфлетів. Результати фільтрації показали, що отримані апроксимації за формою не відповідають тестовому сигналу.

4. Виконано моделювання тестового сигналу з випадковою завадою з середньоквадратичним відхиленням 0,2 та синусоїдою з амплітудою 0.2 та частотою 20 Гц. Проведено виділення тестового сигналу шляхом використання вейвлетної фільтрації з такими хвильовими функціями: Добеші; Хаара; Сімлетів; Койфлетів. Результати фільтрації показали, що кращий результат для виділення тестового сигналу дає вейвлет сімейство Сімлетів.

5. Виконано моделювання тестового сигналу з випадковою завадою з середньоквадратичним відхиленням 0,4 та синусоїдою з амплітудою 0.2 та частотою 20 Гц. Проведено виділення тестового сигналу шляхом використання вейвлетної фільтрації з такими хвильовими функціями: Добеші; Хаара; Сімлетів; Койфлетів. Результати фільтрації показали, що кращий результат для виділення тестового сигналу дає вейвлет сімейство Сімлетів.

6. Виконано моделювання тестового сигналу з випадковою завадою з середньоквадратичним відхиленням 2 та синусоїдою з амплітудою 0.2 та частотою 20 Гц. Проведено виділення тестового сигналу шляхом використання вейвлетної фільтрації з такими хвильовими функціями: Добеші; Хаара; Сімлетів; Койфлетів. Результати фільтрації показали, що отримані сигнали не відповідають початковому.

РОЗДІЛ 4

РОЗРОБЛЕННЯ СТАРТАП-ПРОЕКТУ «ПРОГРАМА ОЧИЩЕННЯ СИГНАЛІВ ВІД ШУМУ»

4.1. Опис ідеї проекту

В цьому розділі буде проведено аналіз стартап проекту «Програма очищення сигналів від шуму».

Вейвлет-аналіз на сьогоднішній день є однією з найбільш перспективних технологій аналізу даних, його інструменти знаходять застосування в самих різних сферах інтелектуальної діяльності. Одне з найбільш актуальних завдань цифрової обробки сигналів - завдання очищення сигналу від шуму. Будь-який практичний сигнал містить не тільки корисну інформацію, а й сліди деяких сторонніх впливів (перешкоди або шум).

Для кращого розуміння структури проекту, необхідно побудувати бізнес модель стартапу (схема 4.1).



Схема 4.1. Бізнес модель стартапу

У таблиці 4.1 зображено зміст ідеї та можливі базові потенційні ринки, в межах яких потрібно шукати групи потенційних клієнтів.

Таблиця 4.1. Опис ідеї стартап проекту

Зміст ідеї	Напрямки застосування	Вигоди для користувача
Пропонується програма, яка очищує сигнал від шуму, проводить вейвлет-розкладання з використанням сімейства Добеші, Хаара, Койфлета та Сімлета, автоматично підбирає кількість необхідних рівнів розкладання з найменшою середньоквадратичною похибкою	1. Медицина	Використання для обробки різних біомедичних нестационарних сигналів (томографія, електрокардіографія, електроенцефалографія)
	2. Сейсморозвідка	Дозволяє визначити природу сигналів та проводить їх аналіз
	3. Радіоіндустрія	Дозволяє очистити записаний звук від шуму

Отже, пропонується готова програма, яка має багато напрямків застосування та має вигоди для застосування користувачами. Основна відмінність даної програми те, що нею може користуватися будь-яка людина без навичок праці у даному програмному середовищі.

Далі проводимо аналіз потенційних техніко-економічних переваг ідеї порівняно із пропозиціями конкурентів [31]:

– визначаємо перелік техніко-економічних властивостей та характеристик ідеї;

– визначаємо попереднє коло конкурентів (проектів-конкурентів) або товарів-замінників чи товарів-аналогів, що вже існують на ринку, та проводимо збір інформації щодо значень техніко-економічних показників для ідеї власного проекту та проектів-конкурентів відповідно до визначеного вище переліку;

– проводимо порівняльний аналіз показників: для власної ідеї визначено показники, що мають а) гірші значення (W, слабкі); б) аналогічні (N, нейтральні) значення; в) кращі значення (S, сильні) (табл. 4.2).

Таблиця 4.2. Визначення сильних, слабких та нейтральних характеристик ідеї проекту

№	Техніко-економічні характеристики ідеї	(потенційні) товари / концепції конкурентів			W	N	S
		Мій проект	iZotope RX 6	Keysight technologies			
1	Сфери застосування	Декілька	Одна	Одна	-	-	+
2	Кількість методів очищення	4	1	1	-	-	+
3	Кількість рівнів очищення	10	безліч	безліч	+	-	-
4	Ергономічність	Зручний у користуванні	Зручний у користуванні	Зручний у користуванні	-	+	-
5	Кількість місця, яке займає програма	100 мб	250 мб	400 мб	+	-	-
6	Ціна	15000	20000	25000	+	-	-

Виходячи з наведеного переліку слабких, сильних та нейтральних характеристик і властивостей ідей потенційного товару можна дійти до висновку про конкурентоспроможність запропонованої програми. Код, розроблений мною, має багато переваг перед своїми аналогами. Він має найнижчу ціну, декілька сфер застосування, кілька методів очищення, а також програма займає меншу кількість місця.

4.2. Технологічний аудит ідеї проекту

В межах даного підрозділу проводимо аудит технології за допомогою якої можна реалізувати ідею створення проекту.

Визначення технологічної здійсненності ідеї проекту передбачає аналіз складових які вказані в таблиці 4.3 [31].

Таблиця 4.3. Технологічна здійсненність ідеї проекту

№ п/п	Ідея проекту	Технології реалізації	Наявність технологій	Доступність технологій
1	Дослідження вимог до засобів очищення сигналу	Лабораторна установка	Лабораторна установка розроблена	Доступно
2	Аналіз методів та засобів очищення сигналу	Лабораторна установка	Лабораторна установка розроблена	Доступно
3	Перевірка ефективності результатів дослідів	Методи статистики	Розроблена	Відносно доступно
4	Написання програми, на основі проведених досліджень	Програмування	Розроблена	Доступно

Проаналізувавши таблицю можна зробити висновок що можливість технологічної реалізації даного проекту висока. Оскільки, технології, що використовуються при розробці продукту відносно доступні та включають поєднання існуючих доступних приладів та засобів математичної статистики, але треба більш детально дослідити методи очищення сигналу від шуму.

4.3. Аналіз ринкових можливостей запуску стартап-проекту

Визначимо ринкові можливості, які можна використати під час ринкового впровадження проекту, та ринкові загрози, які можуть перешкодити його реалізації.

Спочатку проведемо аналіз попиту: наявність попиту, обсяг, динаміка розвитку ринку (таблиця 4.4) [31].

Таблиця 4.4. Попередня характеристика потенційного ринку стартап-проекту

№ п/п	Показники стану ринку (найменування)	Характеристика
1	Кількість головних гравців, од	3
2	Загальний обсяг продаж, грн/ум.од	100000
3	Динаміка ринку (якісна оцінка)	Зростає
4	Наявність обмежень для входу (вказати характер обмежень)	Практичне застосування
5	Специфічні вимоги до стандартизації та сертифікації	Відсутні
6	Середня норма рентабельності в галузі (або по ринку), %	60%

За результатами таблиці можна зробити висновки, що вихід на ринок є рентабельним. Через малу кількість гравців буде легкий вхід на ринок. Високий процент рентабельності дає змогу швидко відбити затратені кошти на розробку програми.

Надалі визначаємо потенційні групи клієнтів, їх характеристики, та формуємо орієнтовний перелік вимог до товару для кожної групи (табл. 4.5).

Таблиця 4.5. Характеристика потенційних клієнтів стартап-проекту

№	Потреба, що формує ринок	Цільова аудиторія (цільові сегменти ринку)	Відмінності у поведінці різних потенційних цільових груп клієнтів	Вимоги споживачів до товару
1	Розробка програми для очищення сигналу від шуму	Підприємства, медичні заклади у яких є необхідність очистити сигнали	Особливості викликані зі специфікою проведення дослідів	Надійність, висока точність

Після визначення потенційних груп клієнтів проводимо аналіз ринкового середовища: складаємо таблиці факторів що сприяють ринковому впровадженню проекту, та факторів, що йому перешкоджають (табл. № 4.6-4.7) Фактори в таблиці подано в порядку зменшення значущості [31].

Таблиця 4.6. Фактори загроз

№ п/п	Фактор	Зміст загрози	Можлива реакція компанії
1	Нові фірми конкуренти	Збільшення конкурентоздатної продукції на ринку	Вдосконалення товару. маркетингова діяльність
2	Нові технології	Застарілість товару	Добавлення нових функцій, що призведуть до модернізації

Основними факторами, що перешкоджають ринковому впровадженні проекту є: нові технології та конкуренція. Але поряд із колом загроз існують і певні можливості (таблиця 4.7).

Таблиця 4.7. Фактори можливостей

№ п/п	Фактор	Зміст можливості	Можлива реакція компанії
1	Високий попит на продукцію	Доцільно збільшити товарообіг	Впровадження модифікацій товару
2	Потреба в доступній методиці	Актуальна розробка з низькою собівартістю	Залучення іноземних інвестицій
3	Зростання рівня доходів населення	Збільшення кількості продаж, підвищення ціни	Підвищення ціни
4	Впровадження нових технологій	Покращення та додавання основних параметрів продукту	Підвищення попиту та ціни

Після проведеного аналізу факторів можливостей та загроз можна сказати, що ринок програм для очищення сигналів від шуму є перспективним та цікавим для входу нових компаній.

Надалі проводимо аналіз пропозиції: визначаємо загальні риси конкуренції на ринку (табл. 4.8) [31].

Таблиця 4.8. Ступеневий аналіз конкуренції на ринку

Особливості конкурентного середовища	В чому проявляється дана характеристика	Вплив на діяльність підприємства (можливі дії компанії, щоб бути конкурентоспроможною)
1. Чиста конкуренція	Окремі покупці і продавці не можуть впливати на ціну	Концентрація діяльності підприємства на якості товару.
2. Національна конкуренція	Між компаніями всередині країни.	Варіація представлених методів очищення

Продовження табл. 4.8.

3. Внутрішньогалузева конкуренція	Конкурентна боротьба між підприємствами в межах однієї галузі.	Формування адекватної ринкової вартості товару.
4. Товарно-видова конкуренція	Конкуренція між товарами одного виду.	Створення модифікацій з покращеним функціоналом
5. Нецінова конкуренція	Вдосконалення якості продукції та умов її продажу.	Додання нових функцій, покращення вже існуючих, підвищення рівня довіри клієнтів.
6. Марочна конкуренція	Конкурентні компанії пропонують подібний продукт.	Зниження цін на товар; концентрація діяльності на якісній зміні продукту. Створення власної торгової марки

За результатами аналізу таблиці 4.8 можна зробити висновок, що запропонована конструкція демонструє високу конкурентоспроможність. Найбільш небезпечними бачаться товарно-видова. Оскільки товари аналоги виготовляють з урахуванням довгого перебування на ринку мають досить високий рівень довіри клієнтів.

Після аналізу конкуренції проведемо більш детальний аналіз умов конкуренції в галузі.

Таблиця 4.9. Аналіз конкуренції в галузі за М. Портером

Складові аналізу	Прямі конкуренти в галузі	Потенційні конкуренти	Постачальники	Клієнти	Товари-замінники
	iZotope RX 6, Keysight technologies	Keysight technologies	Змінні витрати постачальників. Концентрація постачальників	Cardiomic, ДіаДенс-Кардио, Ю-Мед	Аналогічні дослідження конкурентів

Висновки:	Конкуренція невелика	Є можливості виходу на ринок. Є потенційні конкуренти. Строк виходу на ринок орієнтовно 10 місяців	Постачальники не диктують умови роботи на ринку	Клієнти не диктують умови роботи на ринку	Обмежень для роботи на ринку через товари-замінники немає
-----------	----------------------	--	---	---	---

З огляду на конкурентну ситуацію (враховуючи низьку інтенсивність конкуренції) можна зробити висновок щодо можливості роботи на ринку. Дана програма повинна бути простою та зручною у використанні.

Після всіх аналізів визначається та обґрунтовується перелік факторів конкурентоспроможності.

На основі аналізу конкуренції, проведеного в табл. 4.9, а також із урахуванням характеристик ідеї проекту (табл. 4.2), вимог споживачів до товару (табл. 4.5) та факторів маркетингового середовища (табл. № 4.6-4.7) визначаємо та обґрунтовуємо перелік факторів конкурентоспроможності. Аналіз оформлений за табл. 4.10.

Таблиця 4.10. Обґрунтування факторів конкурентоспроможності

№ п/п	Фактор конкурентоспроможності	Обґрунтування (наведення чинників, що роблять фактор для порівняння конкурентних проектів значущим)
1	Ціна	Ціна на товар являється одним із засобів ведення конкурентної боротьби, оскільки дана розробка є набагато дешевшою ніж закордонні аналоги.

2	Доступність	Можливо використовувати дану програму на будь-якому ПК
3	Легка підтримка	Зручна та проста у використанні, легко оновлювати програму
4	Висока точність	Висока точність продукту яка дозволяє клієнту бути впевненим в своїх результатах досліджень

Згідно таблиці 4.10 можна дійти висновку, що дана програма має ряд важливих факторів, які гарантуватимуть її конкурентоспроможність. Найважливіші з них полягають у легкій підтримці, яка забезпечує зручність та простоту у використанні.

За визначеними факторами конкурентоспроможності (табл. 10) проведемо аналіз сильних та слабких сторін стартап-проекту (табл. 11) [31].

Таблиця 4.11. Порівняльний аналіз сильних та слабких сторін

№ п/п	Фактор конкурентоспроможності	Бали 1-20	Рейтинг товарів- конкурентів у по- рівнянні з Keysight technologies						
			-3	-2	-1	0	+1	+2	+3
1	Ціна	15			+				
2	Доступність	14				+			
3	Виска точність	17						+	
4	Простота реалізації	16				+			

Фінальним етапом ринкового аналізу можливостей впровадження проекту є складання SWOT-аналізу (табл. 4.12) на основі виділених ринкових загроз та можливостей.

SWOT- аналіз демонструє нам всі можливості та ризики при виході на ринок нової компанії по розробці програми для очищення сигналів від шуму. Також ми розглянули всі слабкі та сильні сторони можливої продукції. Сильними сторонами є висока точність, швидка обробка даних та програма легка у

використанні. Слабкі сторони – підтримка малої кількості вейвлет-перетворень та невідомість компанії на ринку. Можливостями є високий попит на дану програму, зниження собівартості, впровадження нових методів та покращення вже існуючих, інвестування іноземних компаній. Загрози – збільшення конкуренції на ринку, розвиток новітніх технологій, висока конкуренція та зниження доходів потенційних споживачів, що може призвести до закриття компанії.

Таблиця 4.12. SWOT- аналіз стартап-проекту

Сильні сторони: висока точність, швидка обробка даних, простота у використанні	Слабкі сторони: підтримка малої кількості вейвлет-перетворень, початківець на ринку
Можливості: надовго закріпитись на ринку товарів; конкурентоспроможність; інвестування іноземних компаній; збільшення обсягів продажів.	Загрози: збільшення конкуренції на ринку; розвиток новітніх технологій; зниження доходів потенційних споживачів; політичні та економічні ризики ведення бізнесу;

На основі SWOT-аналізу розробляємо альтернативи ринкової поведінки (перелік заходів) для виведення стартап-проекту на ринок та орієнтовний оптимальний час їх ринкової реалізації з огляду на потенційні проекти конкурентів, що можуть бути виведені на ринок (див. табл. 4.9, аналіз потенційних конкурентів).

Визначені альтернативи аналізуються з точки зору строків та ймовірності отримання ресурсів (табл. 4.13).

Таблиця 4.13. Альтернативи ринкового впровадження стартап-проекту

№ п/п	Альтернатива (орієнтовний комплекс заходів) ринкової поведінки	Ймовірність отримання ресурсів	Строки реалізації
-------	--	--------------------------------	-------------------

1	Залучення споживачів — рекламувати товар і зацікавлювати кінцевих споживачів з метою збільшення попиту на товар	Ймовірність висока, оскільки в разі успіху це збільшить попит на продукт	1 рік
2	Стратегія компенсації слабких сторін стартапу наявними ринковими можливостями	Ймовірність висока, тому що продукт стане більш конкурентоспроможним	9 місяців
3	Встановлення низької початкової ціни на товар з метою заохочення більшої кількості покупців та завоювання більшої частки ринку.	Ймовірність висока, тому що продукт має багато переваг і в поєднанні з низькою ціною він повинен створити великий попит серед покупців	6 місяців

Базуючись на таблиці 4.13 можна зробити висновок: найбільш перспективна — це встановлення низької ціни на товар з метою заохочення більшої кількості покупців. Низька ціна — найпростіший спосіб досягнути великих продажів для нового продукту на ринку. Дана альтернатива має найкоротші терміни реалізації.

4.4. Розроблення ринкової стратегії проекту

Розроблення ринкової стратегії першим кроком передбачає визначення стратегії охоплення ринку: опис цільових груп потенційних споживачів.

Таблиця 4.14. Вибір цільових груп потенційних споживачів

№ п/п	Опис профілю цільової групи потенційних клієнтів	Готовність споживачів сприйняти продукт	Орієнтовний попит в межах цільової групи (сегменту)	Інтенсивність конкуренції в сегменті	Простота входу у сегмент
1	Медицина	Так	55%	Висока	Наявні обмеження
2	Сейсмозвістка	Так	60%	Висока	Немає
3	Радіоіндустрія	Так	50%	Середня	Наявні обмеження

За результатами аналізу попит є ймовірним від медичних закладів, сейсмозвістки та радіоіндустрії. Для усіх потенційних клієнтів основними критеріями є точність показань, якість та ціна програми.

Для роботи в обраному сегменті ринку необхідно сформулювати базову стратегію розвитку [31].

Таблиця 4.15. Визначення базової стратегії розвитку

№ п/п	Обрана альтернатива розвитку проекту	Стратегія охоплення ринку	Ключові конкурентоспроможні позиції відповідно до обраної альтернативи	Базова стратегія розвитку*
1	Програма для очищення сигналу від шуму	Через конференції, публічні презентації	Ціна, висока точність, швидка обробка даних	Лідерства по витратах

Наступним кроком є вибір стратегії конкурентної поведінки (табл. 4.16).

Таблиця 4.16. Визначення базової стратегії конкурентної поведінки

№ п/п	Чи є проект «першопрохідцем» на ринку?	Чи буде компанія шукати нових споживачів, або забирати існуючих у конкурентів?	Чи буде компанія копіювати основні характеристики товару конкурента, і які?	Стратегія конкурентної поведінки*
1.	Ні	Так	Ні	Стратегія лідера

На основі вимог споживачів з обраного сегменту до постачальника і продукту, а також в залежності від стратегії розвитку (табл. 4.15) та стратегії конкурентної поведінки (табл. 4.16) розробляємо стратегію позиціонування (табл. 4.17) яка визначається у формування ринкової позиції, за яким споживачі мають ідентифікувати проект [31].

Таблиця 4.17. Визначення стратегії позиціонування

№ п/п	Вимоги до товару цільової аудиторії	Базова стратегія розвитку	Ключові конкурентоспроможні позиції власного стартап-проекту	Вибір асоціацій, які мають сформувати комплексну позицію власного проекту (три ключових)
1	Висока точність та якість	Додавання нових функцій у програму	Програма проводить очищення декількома вейвлет-сімействами та висока точність розкладання	За показниками точності; За сферою застосування; За різновидом товару.

Результатом даного підрозділу є система рішень щодо ринкової поведінки компанії, вона визначає в якому напрямі буде працювати компанія на ринку.

4.5. Розроблення маркетингової програми стартап-проекту

Під час розроблення маркетингової програми першим кроком є розробка маркетингової концепції товару, який отримає споживач. У таблиці 4.18 підсумовуємо результати аналізу конкурентоспроможності товару [31].

Таблиця 4.18. Визначення ключових переваг концепції потенційного товару

№ п/п	Потреба	Вигода, яку пропонує товар	Ключові переваги перед конкурентами (існуючі або такі, що потрібно створити)
1	Програма для очищення сигналів від шуму	Дешевизна, точність, якість	Надійність програми в роботі, точність програми, проведення очищення декількома вейвлет-сімействами

Надалі розробляється трирівнева маркетингова модель товару: уточнюється ідея продукту, його фізичні складові, особливості процесу його надання (табл. 4.19) [31].

Таблиця 4.19. Опис трьох рівнів моделі товару

Рівні товару	Сутність та складові		
I. Товар за задумом	Пропонується програма для очищення сигналів від шуму		
II. Товар у реальному виконанні	Властивості/характеристик	М/Н м	Вр/Тх /Тл/Е/О р
	Вартість знижки	М	Е

	Простота набуття навичок	М	Е
	Інформаційна виразність	М	Е
	Легкість управління	М	Е
	Якість: розробляється відповідно до дійсних стандартів, а також проводиться перевірка на якість		
	Марка: НТУУ «КПІ ім. І.Сікорського»		
III. Товар із підкріпленням	До продажу можливість аналізу та усунення несправностей		
	Після продажу можливість розробки покращень та модернізації існуючого функціоналу		
За рахунок чого потенційний товар буде захищено від копіювання: ліцензія			

Наступним кроком є визначення цінових меж, якими необхідно керуватися при встановленні ціни на потенційний товар, це передбачає аналіз цін товарів конкурентів, та доходів споживачів продукту (табл. 4.20) [31].

Таблиця 4.20. Визначення меж встановлення ціни

№ п/п	Рівень ціни на товари-замінники	Рівень цін на товари-аналоги	Рівень доходів цільової групи споживачів	Верхня та нижня межі встановлення ціни на товар/послугу
1	20000	17000	15000-20000	10000
2	25000	20000		15000

Наступним кроком є визначення оптимальної системи збуту (табл. 4.21)

Таблиця 4.21. Формування системи збуту

№ п/п	Специфіка поведінки цільових клієнтів	Функції збуту, які має виконувати постачальник товару	Глибина каналу збуту	Оптимальна система збуту
1	Орієнтація на регулярні оновлення	Встановлення контактів із споживачами та їх підтримка; формування попиту і стимулювання збуту; дослідницька робота зі збору маркетингової інформації; зменшення витрат в ході збуту продукції.	Продаж у сфері медицини, сейсмозвідки, радіо індустрії	Через внутрішній ринок

Останньою складовою маркетингової програми є розроблення концепції маркетингових комунікацій, що спирається на попередньо обрану основу для позиціонування, визначену специфіку поведінки клієнтів (табл. 4.22) [31].

Таблиця 4.22. Концепція маркетингових комунікацій

№ п/п	Специфіка поведінки цільових клієнтів	Канали комунікацій, якими користуються цільові клієнти	Ключові позиції, обрані для позиціонування	Завдання рекламного повідомлення	Концепція рекламного звернення
-------	---------------------------------------	--	--	----------------------------------	--------------------------------

1	Клієнти пов'язані з медициною, сейсмозвідкою та радіоіндустрією	Конференції, сайт	Доступність; Якість; Зручність використання; Точність	Заохотити покупців купувати даний продукт, продемонструвати переваги	Конференції, сайт
---	---	-------------------	---	--	-------------------

Результатом пункту 5 є ринкова (маркетингова) програма, що включає в себе концепції товару, збуту, просування та попередній аналіз можливостей ціноутворення, спирається на цінності та потреби потенційних клієнтів, конкурентні переваги ідеї, стан та динаміку ринкового середовища, в межах якого буде впроваджено проект, та відповідну обрану альтернативу ринкової поведінки.

4.6. Організація реалізації стартап-проекту

Представимо команду стартап-проекту та її розвиток (табл. 4.23).

Таблиця 4.23. Команда стартап-проекту

Розвиток команди	Учасники	Завдання учасників	Освіта	Досвід роботи	Спеціалізовані знання	Витрати, тис. грн
Мінімальна команда	Мішура К. А.	Керівник, програміст, фінансист	Бакалавр	Графічний дизайн, бухгалтер, розробник	Є знання в розробці програмного забезпечення	10000
Разом:						10000

В даній таблиці була представлена команда, яка повністю представляє інтереси стартап-проекту.

Далі необхідно розробити календарний графік реалізації стартап проекту (табл. 4.24).

Таблиця 4.24. Календарний графік реалізації стартап-проекту

№	Зміст етапу	Період реалізації, номер місяця з початку виконання робіт													Вартість етапу, грн
		1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	
1	Розробка моделі														1000
2	Розробка кошторису														1500
3	Створення прототипів														3000
4	Розробка скелету проекту														5000
5	Розробка дизайну														10000
6	Написання проекту														15000
7	Додавання дизайну														5000
8	Тестування														3000
9	Аналіз недоліків														2000
10	Усунення недоліків														5000
11	Підготовка версії релізу														5000
12	Запуск реклами														10000
Всього:															65500

В даній таблиці представлено календарний графік реалізації стартап-проекту, що передбачає всі можливі витрати на проект від початку його розробки до моменту запуску реклами.

Далі розглядається потреба в промислово-виробничому персоналі, а саме чисельність та витрати на персонал (табл. 4.25).

Таблиця 4.25. Потреба в промислово-виробничому персоналі

№	Посада/виконувані завдання	Чисельність	Витрати на персонал, тис. грн
1	Керівник	1	15000
2	Фінансист	1	8000
3	Програміст	2	20000
4	Маркетолог	1	9000
5	Комунікатор	1	9000
Разом:		6	61000

Далі необхідно визначити початкові витрати необхідні для старту (4.26).

Таблиця 4.26. План витрат на запуск виробництва продукції

№	Найменування	Характеристика	Вартість, тис. грн.
1	Приміщення	Витрати на оренду приміщення	50000
2	Обладнання (ПК)	Витрати на придбання обладнання	70000
3	Оплата праці промислово-виробничого персоналу	Витрати на заробітну плату та соціальні відрахування	61000
Разом:			181000

В даній таблиці було визначено початковий план витрат, що необхідний для запуску виробництва.

Також визначимо загальні обсяги інвестицій (табл. 4.27).

Таблиця 4.27. Обсяг інвестицій

№	Вид інвестицій	Сума, грн
1	Першо-початкові інвестиції	181000
2	Інвестиції на стадії виробництва	65500
3	Інвестиції на просування стартапу	100000
Разом:		346500

Визначено суму загального обсягу виробництва на всі етапи розробки продукту, тобто початкові інвестиції, інвестиції на стадії виробництва та на просування стартапу.

Висновки до розділу 4.

Провівши аналіз можна зробити висновок про високу можливість ринкової комерціалізації даного проекту у зв'язку з наявністю високого попиту споживачів на продукцію вітчизняного виробника (оскільки вона має меншу ціну ніж іноземні аналоги) та позитивною динамікою ринку. Обмеження для входу це мати усі дозвільні документи.

З огляду на конкурентну ситуацію (враховуючи низьку інтенсивність конкуренції) можна зробити висновок щодо можливості роботи на ринку. Дана програма повинна бути простою у використанні, з високою точністю.

Кількість запропонованих методів очищення сигналу від шуму, а також точність показань, гарантуватимуть конкурентоспроможність даного проекту.

За результатами аналізу потенційних груп споживачів попит є ймовірним від медичної сфери, сейсмозвідки та радіоіндустрії. Для усіх потенційних клієнтів основними критеріями є точність показань, якість та ціна програми.

Для даного проекту обрано альтернативу (варіант) впровадження - встановлення низької ціни на новий продукт з метою залучення більшої кількості покупців і завоювання великої частки ринку.

Враховуючи високий попит споживачів, позитивну динаміку ринку, низьку інтенсивність конкуренції та якісні відмінності даної програми від розробок конкурентів, вважаю доцільним подальше впровадження проекту.

Висновки

1. На основі проведеного аналізу літературних джерел за темою дослідження встановлено необхідність проведення досліджень для розробки методичного, алгоритмічного та програмного забезпечення виділення складних трендів шумоподібних сигналів, які є характерними для більшості практичних задач керування рухомими об'єктами, зокрема зі складною динамікою чи в умовах невизначеності.

2. Проведено аналіз методів фільтрації та обґрунтовано використання масштабно-часових перетворень (вейвлет-розкладання) для виділення складних трендів сигналів. Запропоновано дослідити ефективність використання хвильових функцій Хаара, Добеші, Симлетів, Койфлетів.

3. Виконано моделювання сигналів з простими трендами та їх подальшу обробку. Встановлено, що найбільше для очищення даного сигналу підходить вейвлет-розкладання з використанням хвильової функції сімейства Сімлетів 10-го порядку. За допомогою цього сімейства сигнал було розкладено на 7 рівнів. Отриманий сигнал майже ідентично повторює форму початкового сигналу. Також, середньоквадратична похибка найменша - 0,0124. Найгірший результат було отримано після вейвлет-розкладання з використанням хвильової функції сімейства Хаара та найбільша середньоквадратична похибка - 0,0203.

4. Виконано моделювання сигналів зі складними трендами та різними характеристиками завад. В результаті виконаної обробки сигналів встановлено:

- для тестового сигналу з випадковою завадою з середньоквадратичним відхиленням 0,2 результати фільтрації показали, що кращий результат дає вейвлет сімейство Добеші та сімейство Сімлетів, отримано найменшу середньоквадратичну похибку 0.1136;
- для тестового сигналу з випадковою завадою з середньоквадратичним відхиленням 0,4 результати фільтрації показали, що кращий результат дає вейвлет сімейство Сімлетів, отримано найменшу середньоквадратичну похибку 0.1798;

- для тестового сигналу з випадковою завадою з середньоквадратичним відхиленням 2 результати фільтрації показали, що отримані апроксимації за формою не відповідають тестовому сигналу;
- для тестового сигналу з випадковою завадою з середньоквадратичним відхиленням 0,2 та синусоїдою з амплітудою 0.2 та частотою 20 Гц результати фільтрації показали, що кращий результат дає вейвлет сімейство Сімлетів, отримано найменшу середньоквадратичну похибку 0.1137;
- для тестового сигналу з випадковою завадою з середньоквадратичним відхиленням 0,4 та синусоїдою з амплітудою 0.2 та частотою 20 Гц результати фільтрації показали, що кращий результат дає вейвлет сімейство Сімлетів, отримано найменшу середньоквадратичну похибку 0.1802;
- для тестового сигналу з випадковою завадою з середньоквадратичним відхиленням 2 та синусоїдою з амплітудою 0.2 та частотою 20 Гц результати фільтрації показали, що отримані сигнали не відповідають початковому.

5. Порівняльний аналіз отриманих результатів показав доцільність використання вейвлет-розкладання на основі хвильової функції сімейства Сімлетів, в результаті застосування якої середньоквадратичне відхилення виділеного тренду від тестового сигналу є мінімальним.

6. Розроблено стартап –проект за темою магістерської дисертації.

Література

1. Д.С. Федоров, А.Ю. Ивойлов, В.А. Жмудь, В.Г. Трубин ФГБОУ ВПО НГТУ Разработка системы стабилизации угла отклонения балансирующего робота. // Автоматика и программная инженерия. - 2015. - №2. - С. 16-34.
2. М.Ю. Дрыгин, Н.П. Курышкин, Я.Е. Мещеряков, О.В. Любимов Аппаратно-программный комплекс позиционирования в пространстве функциональных элементов горных машин // Горные машины и оборудование . - г. Кемерово: - С. 28-31.
3. Ивойлов А.Ю. О применении МЭМС-датчиков при разработке системы автоматической стабилизации двухколесного робота // Сборник научных трудов НГТУ. - РФ, г. Новосибирск: 2017. - С. 32-51.
4. Sebastian O.H. Madgwick An efficient orientation filter for inertial and inertial/magnetic sensor arrays: 2010. - 32 с.
5. И.Шахнович МЭМС-гироскопы – единство выбора // ЭЛЕКТРОНИКА: Наука, Технология, Бизнес. - 2007. - №1. - С. 76-85.
6. С.Сысоева МЭМС-технологии Простое и доступное решение Сложных Системных задач // ЭЛЕКТРОНИКА: Наука, Технология, Бизнес. - 2009. - №7. - С. 80-89.
7. Применение микро-электро-механических систем [Электронный ресурс]// Режим доступа до ресурсу: http://www.elinform.ru/articles_7.htm
8. Новая микросхема может определять внутрисердечные фибрилляции желудочков [Электронный ресурс]// Режим доступа до ресурсу: <https://www.hospimedica.com/critical-care/articles/294746144.html>
9. Методи цифрової обробки сигналів для вібраційної діагностики авіаційних двигунів: монографія [Текст]/ Н.І. Бурау, О.М. Павловський, Ю.В. Сопілка, Л.Л. Яцко. – К.: НАУ, 2012. – 152 с.
10. Московский С.Б., Сергеев А.Н., Лалина Н.А. Очистка сигнала от шумов с использованием вейвлет-преобразования // Universum: Технические науки : электрон. научн. журн. 2015. № 2 (15) HospiMedica [Электронный

- ресурс]// Режим доступа до ресурсу:
<http://7universum.com/ru/tech/archive/item/1958>
11. MEMS-акселерометры и гироскопы — разбираемся в спецификации [Электронный ресурс]// Режим доступа до ресурсу:
<https://habr.com/ru/post/431566/>
 12. Вейвлет // Национальная библиотека им. Н. Э. Баумана [Электронный ресурс]// Режим доступа до ресурсу: <https://ru.bmstu.wiki/>
 13. Wavelet Families // Mathworks [Электронный ресурс]// Режим доступа до ресурсу: <https://se.mathworks.com/help/wavelet/ug/wavelet-families-additional-discussion.html>
 14. Вейвлет Хаара // ПОИВС [Электронный ресурс]// Режим доступа до ресурсу:
<http://poivs.tspu.ru/ru/Math/Functions/PiecewiseLinearFunctions/WaveletHaar>
 15. Вейвлеты Добеши // ПОИВС [Электронный ресурс]// Режим доступа до ресурсу:
<http://poivs.tspu.ru/ru/Math/Functions/Transformations/DiscreteTransformations/WaveletsDaubechies>
 16. Daubechies wavelets // CRC Press LLC. 1999. [Электронный ресурс]// Режим доступа до ресурсу: http://dsp-book.narod.ru/PWSA/8276_02.pdf
 17. В. З. Рахманкулов, А. А. Ахрем, В. В. Герасимов, В. В. Лебеде Вейвлет-анализ изображений промышленных деталей // Труды ИСА РАН. - 2007. - №29. - С. 289-301.
 18. Вейвлет Койфлет // Wikipedia [Электронный ресурс]// Режим доступа до ресурсу: <https://ru.m.wikipedia.org/wiki/>
 19. Анализ сигналов на основе вейвлет-преобразования // Национальная библиотека им. Н. Э. Баумана [Электронный ресурс]// Режим доступа до ресурсу: <https://ru.bmstu.wiki/>
 20. В.Шурыгина МЕДИЦИНСКИЕ МЭМС // ЭЛЕКТРОНИКА наука | технология | бизнес. - 2013. - №5. - С. 169-173.

21. Д.С. Федоров, А.Ю. Ивойлов, В.А. Жмудь, В.Г. Трубин ФГБОУ ВПО НГТУ Разработка системы стабилизации угла отклонения балансирующего робота. // Автоматика и программная инженерия. - 2015. - №2. - С. 16-34.
22. M. Ryzhkov Synthesis and analysis of complementary filter for attitude determination // Electronics and Control Systems 2019. - Kiev: 2019. - С. 21-26.
23. М.Ю. Дрыгин, Н.П. Курышкин, Я.Е. Мещеряков, О.В. Любимов Аппаратно-программный комплекс позиционирования в пространстве функциональных элементов горных машин // Горные машины и оборудование . - г. Кемерово: - С. 28-31.
24. Ивойлов А.Ю. О применении МЭМС-датчиков при разработке системы автоматической стабилизации двухколесного робота // Сборник научных трудов НГТУ. - РФ, г. Новосибирск: 2017. - С. 32-51.
25. Philip Roan, Nikhil Deshpande, Yizhou Wang, and Benjamin Pitzer Sebastian O.H. Madgwick An efficient orientation filter for inertial and inertial/magnetic sensor arrays: 2010. - 32 с.: - 6 с.
26. R. Mahony, Tarek Hamel, Jean-Michel Pflimlin. Nonlinear Complementary Filters on the Special Orthogonal Group. IEEE Transactions on Automatic Control, Institute of Electrical and Electronics Engineers, 2008, 53 (5), pp.1203-1217.
27. Новацький А.О., Коломійцев П.Є., Сапсай П.О. Комплементарний фільтр для квадрокоптера з компенсацією температурного дрейфу нуля датчика кутової швидкості // «Молодий вчений». - м. Київ: 2014. - С. 15-18.
28. Н. О. Тулякова, А. Н. Трофимчук, А. Е. Стрижак Алгоритмы мириадной фильтрации // Радіоелектронні і комп'ютерні системи. - 2014. - №4 (68). - С. 76-83.
29. Н. О. Тулякова, Р. Ю. Лопаткин, А. Н. Трофимчук, А. Е. Стрижак Применение локально-адаптивной мириадной фильтрации для

- комплексной модели одномерного сигнала // Радиоэлектронні і комп'ютерні системи. - 2017. - №3 (83). - С. 14-25.
30. Дьяконов В. П. Вейвлеты. От теории к практике. - Москва: СОЛОН-Р, 2002. - 448 с.
31. К. А. Мішура Виділення корисної (трендової) складової з зашумленого вібраційного сигналу // Збірник праць XIII Всеукраїнської науково-практичної конференції студентів, аспірантів та молодих вчених "ПОГЛЯД У МАЙБУТНЄ ПРИЛАДОБУДУВАННЯ". - К.: ПБФ, КПІ ім. Ігоря Сікорського.: 13-14 травня 2020р.. - С. 46-48.
32. К. А. Мішура Очищення сигналу від шуму з використанням вейвлет-перетворення // Збірник праць XVI Всеукраїнської науково-практичної конференції студентів, аспірантів та молодих вчених «Ефективність та автоматизація інженерних рішень у приладобудуванні». - К.: ПБФ, КПІ ім. Ігоря Сікорського.: 8-9 грудня 2020 року.. – С. 33-36.
33. Розроблення стартап-проекту [Електронний ресурс] : Методичні рекомендації до виконання розділу магістерських дисертацій для студентів інженерних спеціальностей / За заг. ред. О.А. Гавриша. – Київ : НТУУ «КПІ», 2016. – 28 с.

Додатки

Додаток

Лістинг 1 – Побудова та виведення сигналу з складним трендом

```
clc
clear all

T=5; % длительность
dt = 0.01; %шаг времени
t = 0:dt:T;
df = 1/T;
F = 1/dt;
f = -F:2*df:F;
x = (4+t).*(t>=0 & t<1) + (6-t).*(t>=1 & t<=2) + 2.*(t>2 & t<=3) +
sin(2*t).*(t>3 & t<=5);
pomeha = 0.2*sin(2*pi*20*t);

%Генерация нового шума
% shum = 0.2*randn(size(t));
% shum = 0.4*randn(size(t));
% shum = 2*randn(size(t));
% save('shum.mat','shum');
% save('shum_x_2.mat','shum');
% save('shum_x_10.mat','shum');

% load('shum.mat','shum');
% load('shum_x_2.mat','shum');
load('shum_x_10.mat','shum');

xsh = x + pomeha + shum;
figure;
plot(t,x);
xlabel("Час")
ylabel("Амплітуда")
grid on
figure(2);
plot(t,xsh);
xlabel("Час")
ylabel("Амплітуда")
grid on
```

Лістинг 2 – Визначення кращої конфігурації розкладання на основі середньої квадратичної похибки

```
best_mse = 1000;
for ndb=1:10
    db=strcat('db',int2str(ndb));
    for j=1:10
        [c,l] = wavedec(xsh,j,db);
        a_final = wrcoef('a',c,l,db,j);
        del = x-a_final;
        mse = sqrt(sum(del.^2)/length(del));
        if best_mse > mse
            best_mse = mse;
            best_j = j;
            best_db = db;
        end
    end
end
end
```

```

fprintf('Самая маленькая погрешность (%.4f) при db = %s и количестве разложений
= %d \n',best_mse,best_db,best_j);

best_mse = 1000;
hr='haar';
for j=1:10
    [c,l] = wavedec(xsh,j,hr);
    a_final = wrcoef('a',c,l,hr,j);
    del = x-a_final;
    mse = sqrt(sum(del.^2)/length(del));
    if best_mse > mse
        best_mse = mse;
        best_j = j;
    end
end
fprintf('Самая маленькая погрешность (%.4f) при haar и количестве разложений =
%d \n',best_mse,best_j);

best_mse = 1000;
for ndb=1:10
    sm=strcat('sym',int2str(ndb));
    for j=1:10
        [c,l] = wavedec(xsh,j,sm);
        a_final = wrcoef('a',c,l,sm,j);
        del = x-a_final;
        mse = sqrt(sum(del.^2)/length(del));
        if best_mse > mse
            best_mse = mse;
            best_j = j;
            best_sm = sm;
        end
    end
end
fprintf('Самая маленькая погрешность (%.4f) при sym = %s и количестве разложений
= %d \n',best_mse,best_sm,best_j);

best_mse = 1000;
for ndb=1:5
    cf=strcat('coif',int2str(ndb));
    for j=1:10
        [c,l] = wavedec(xsh,j,cf);
        a_final = wrcoef('a',c,l,cf,j);
        del = x-a_final;
        mse = sqrt(sum(del.^2)/length(del));
        if best_mse > mse
            best_mse = mse;
            best_j = j;
            best_cf = cf;
        end
    end
end
fprintf('Самая маленькая погрешность (%.4f) при coif = %s и количестве
разложений = %d \n',best_mse,best_cf,best_j);

```

Лістинг 3 – Вейвлет – розкладання сигналів

```

db = best_db;
j = best_j;
k = j;
if j > 3
    k = 3;
end
n = 3;
[c,l] = wavedec(xsh,j,db);

```

```

figure;
a5 = wrcoef('a',c,l,db,j);
plot(t,x,t,a5,'-r');
title(strcat('a',int2str(best_j)));
set(findall(gcf,'type','axes'),'fontsize',16)
set(findall(gcf,'type','text'),'fontSize',16)
figure;
del = x-a5;
plot(del);
mse = sqrt(sum(del.^2)/length(del));
fprintf('max (%s) = %.4f \n',db,max(del));
fprintf('mse (%s) = %.4f \n',db,mse);
figure;
subplot(k,1,1);
plot(a5);
title(strcat('a',int2str(best_j)));
for i=1:j
    di = wrcoef('d',c,l,db,i);
    subplot(k,2,n);
    plot(di);
    title(strcat('d',int2str(i)));
    set(findall(gcf,'type','axes'),'fontsize',16)
    set(findall(gcf,'type','text'),'fontSize',16)
    n = n+1;
    if n > 6
        figure;
        n=1;
    end
end

hr = 'haar';
j = best_j;
k = j;
if j > 3
    k = 3;
end
n = 3;
[c,l] = wavedec(xsh,j,hr);
figure;
a4 = wrcoef('a',c,l,hr,j);
plot(t,x,t,a4,'-r');
title(strcat('a',int2str(best_j)));
set(findall(gcf,'type','axes'),'fontsize',16)
set(findall(gcf,'type','text'),'fontSize',16)
figure;
del = x-a4;
plot(del);
mse = sqrt(sum(del.^2)/length(del));
fprintf('max (haar) = %.4f \n',max(del));
fprintf('mse (haar) = %.4f \n',mse);
figure;
subplot(k,1,1);
plot(a5);
title(strcat('a',int2str(best_j)));
for i=1:j
    di = wrcoef('d',c,l,hr,i);
    subplot(k,2,n);
    plot(di);
    title(strcat('d',int2str(i)));
    set(findall(gcf,'type','axes'),'fontsize',16)
    set(findall(gcf,'type','text'),'fontSize',16)
    n = n+1;
end

```

```

        if n > 6
            figure;
            n=1;
        end
    end
end

sm = best_sm;
j = best_j;
k = j;
if j > 3
    k = 3;
end
n = 3;
[c,l] = wavedec(xsh,j,sm);
figure;
a5 = wrcoef('a',c,l,sm,j);
plot(t,x,t,a5,'-r');
title(strcat('a',int2str(best_j)));
set(findall(gcf,'type','axes'),'fontsize',16)
set(findall(gcf,'type','text'),'fontSize',16)
figure;
del = x-a5;
plot(del);
mse = sqrt(sum(del.^2)/length(del));
fprintf('max (%s) = %.4f \n',best_sm, max(del));
fprintf('mse (%s) = %.4f \n',best_sm, mse);
figure;
subplot(k,1,1);
plot(a5);
title(strcat('a',int2str(best_j)));
for i=1:j
    di = wrcoef('d',c,l,sm,i);
    subplot(k,2,n);
    plot(di);
    title(strcat('d',int2str(i)));
    set(findall(gcf,'type','axes'),'fontsize',16)
    set(findall(gcf,'type','text'),'fontSize',16)
    n = n+1;
    if n > 6
        figure;
        n=1;
    end
end

cf = best_cf;
j = best_j;
k = j;
if j > 3
    k = 3;
end
n = 3;
[c,l] = wavedec(xsh,j,cf);
figure;
a5 = wrcoef('a',c,l,cf,j);
plot(t,x,t,a5,'-r');
title(strcat('a',int2str(best_j)));
set(findall(gcf,'type','axes'),'fontsize',16)
set(findall(gcf,'type','text'),'fontSize',16)
figure;
del = x-a5;
plot(del);
mse = sqrt(sum(del.^2)/length(del));
fprintf('max (%s) = %.4f \n',best_cf, max(del));

```

```

fprintf('mse (%s) = %.4f \n',best_cf, mse);
figure;
subplot(k,1,1);
plot(a5);
title(strcat('a',int2str(best_j)));
for i=1:j
    di = wrcoef('d',c,1,sm,i);
    subplot(k,2,n);
    plot(di);
    title(strcat('d',int2str(i)));
    set(findall(gcf,'type','axes'),'fontsize',16)
    set(findall(gcf,'type','text'),'fontSize',16)
    n = n+1;
    if n > 6
        figure;
        n=1;
    end
end
end

```

Лістинг 4 – Побудова та виведення сигналу з простим трендом

```

clc
clear all

foc = 250;
t = 0:1/500:2.5;
T0 = 10;
pi = 3.14;
A0 = 1;
A1 = 0.3;
A2 = 0.05;
A3 = 0.01;
f0 = 0.1;
f1 = 10;
f2 = 25;
f3 = 70;
w0 = f0;
w1 = 2 * pi * f1;
w2 = 2 * pi * f2;
w3 = 2 * pi * f3;
U0 = w0 * t;
U1 = A1 * sin(w1 * t);
U2 = A2 * sin(w2 * t);
U3 = A3 * sin(w3 * t);
x = U0 + U1 + U2 + U3;

%Генерація нового шуму
% shum = 0.1*randn(size(t));
% save('part2_shum.mat','shum');

load('part2_shum.mat','shum');

xsh = x + shum;
figure;
plot(t,x);
xlabel("Час")
ylabel("Амплітуда")
grid on
figure(2);
plot(t,xsh);
xlabel("Час")
ylabel("Амплітуда")
grid on

```