

Міністерство освіти і науки України  
ДЕРЖАВНИЙ УНІВЕРСИТЕТ «ОДЕСЬКА ПОЛІТЕХНІКА»  
Навчально-науковий інститут штучного інтелекту та робототехніки  
Кафедра комп'ютерних систем

Андріяшенко Микита Олександрович,  
студент групи УК-161

## **КВАЛІФІКАЦІЙНА РОБОТА МАГІСТРА**

Дослідження алгоритмів швидкого стиснення медичних зображень з втратами

Спеціальність:

123 Комп'ютерна інженерія

Спеціалізація, освітня програма:

Спеціалізовані комп'ютерні системи

Керівник:

Ступень П. В.,

к.т.н., доцент

**Державний університет «ОДЕСЬКА ПОЛІТЕХНІКА»**

Навчально-науковий інститут штучного інтелекту та робототехніки

Кафедра комп'ютерних систем

Рівень вищої освіти – другий (магістерський)

Спеціальність: 123 Комп'ютерна інженерія

Спеціалізація/освітня програма: Спеціалізовані комп'ютерні системи

ЗАТВЕРДЖУЮ

Завідувач кафедри Ситніков В.С.

Ситніков В.С.

«\_\_» \_\_\_\_\_ 202\_\_ р.

**ЗАВДАННЯ  
НА КВАЛІФІКАЦІЙНУ РОБОТУ**

Андріяшенко Микити Олександровича

1. Тема роботи:

«Дослідження алгоритмів швидкого стиснення медичних зображень з втратами»

Керівник роботи Ступень П. В., к.т.н., доцент каф. КС

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

Затверджені наказом ректора від «\_\_» \_\_\_\_ 20\_\_ року № \_\_\_\_\_

2. Зміст роботи: Параметри вихідного зображення: 512x512 (0,26МВ), 8 bit, grayscale image. дослідити особливості медичних зображень комп'ютерного томографа; детально розглянути методи стиснення та дослідити її вплив на якість медичних зображень; оцінити різні методи стиснення; обрати оптимальний алгоритм для стиснення зображень комп'ютерного томографа; покращити метод шляхом прискорення часу стиснення, якістю стиснення.

Зміст пояснювальної записки: Вступ. Аналітичний огляд літератури.

дослідження зображень комп'ютерного; томографа; реалізація алгоритму стиснення; моделювання та оцінка алгоритму; висновки; перелік посилань

3. Перелік ілюстративного матеріалу: Презентація ( 9-12 слайдів).

#### 4. Консультанти розділів роботи

Розділ	Прізвище, ініціали та посада Консультанта	Підпис, дата	
		завдання видав	завдання прийняв

5. Дата видачі завдання \_\_\_\_\_

### КАЛЕНДАРНИЙ ПЛАН

№ з/п	Назва етапів кваліфікаційної роботи	Строк виконання	Примітка
1	Вступ	06.09.21–10.09.21	виконано
2	Аналітичний огляд	13.09.21–17.09.21	виконано
3	Техніко-економічне обґрунтування	20.09.21–24.10.21	виконано
4	Порівняння ефективності алгоритмів стиснення зображень, заснованих на вейвлет-перетворюванні	20.09.21–24.10.21	виконано
5	Розробка алгоритму стиснення зображення з фіксованим коефіцієнтом стиснення	27.09.21– 01.10.21	виконано
6	Порівняльний аналіз різних алгоритмів кодування зображень з використанням вейвлет перетворень	01.10.21–08.10.21	виконано
7	Розробка алгоритму побудови кода Хаффмана адаптованого під апаратну реалізацію	08.10.21–22.10.21	виконано
8	Оформлення графічних матеріалів	22.10.21–19.11.21	виконано
9	Висновки	19.11.21–26.11.21	виконано

Здобувач вищої освіти \_\_\_\_\_  
(підпис)

Керівник роботи \_\_\_\_\_  
(підпис)

## АНОТАЦІЯ

Текстова частина магістерської роботи: 88 с., 24 рис., 6 табл., 3 додатка, 33 джерел.

Кваліфікаційна дипломна робота магістра присвячена дослідженню ефективних методів стиснення зображення у комп'ютерній томографії та їх впливу на параметри якості та швидкості стиснення зображень .

У пояснювальній записці до дипломної роботи приведено дослідження особливостей медичних зображень комп'ютерного томографа. Детально розглянуті методи стиснення зображень та проведена їх порівняльна характеристика. Виходячи з цього було обрано оптимальний алгоритм стиснення, приведена його структурна схема та програма реалізації. А також було проведено моделювання даного алгоритму та оцінено його переваги та недоліки.

## ANNOTATION

Text part of the master's thesis: 88 pages, 24 figures, 6 tables, 3 applications, 33 sources.

Thesis is devoted to research effective methods of image compression in computer tomography and their influence on quality parameters and the speed of image compression.

The explanatory note to the thesis research shows the characteristics of medical image computer tomograph. In detail the methods of image compression and conducted their comparative characteristics. On this basis was chosen the best compression algorithm, it shows the block diagram and program implementation. And also conducted simulations of this algorithm and evaluated its advantages and disadvantages.

## ЗМІСТ

	С
Вступ .....	7
<b>1. Аналітичний огляд.....</b>	<b>9</b>
<b>1.1 Принципи утворення пошарового зображення .....</b>	<b>9</b>
<b>1.2 Отримання комп'ютерної томографії.....</b>	<b>13</b>
<b>1.3 Класифікація алгоритмів вейвлет-аналізу .....</b>	<b>17</b>
<b>2. Алгоритми стиснення зображень.....</b>	<b>30</b>
<b>2.1 Порівняння ефективності алгоритмів стиснення зображень, заснованих на вейвлет-перетворенні .....</b>	<b>30</b>
<b>2.2 Алгоритм відновлення вихідного зображення в декодері .....</b>	<b>38</b>
<b>2.3 Алгоритм стиснення медичного зображення в 4 рази.....</b>	<b>43</b>
<b>3. Розробка адаптованого алгоритму.....</b>	<b>Ошиб</b>
ка! Закладка не определена.	
<b>3.1 Порівняльний аналіз різних алгоритмів стиснення зображень з використанням вейвлет-перетворень .....</b>	<b>49</b>
<b>3.2 Розробка алгоритму побудови кода хаффмана адаптованого під апаратну реалізацію.....</b>	<b>60</b>
<b>ВИСНОВКИ .....</b>	<b>67</b>
<b>ПЕРЕЛІК ВИКОРИСТАНИХ ДЖЕРЕЛ.....</b>	<b>71</b>
<b>ДОДАТОК</b>	
<b>А .....</b>	<b>Ошибка! Закладка не определена.</b>
<b>ДОДАТОК</b>	
<b>Б .....</b>	<b>Ошибка! Закладка не определена.</b>
<b>ДОДАТОК</b>	
<b>В .....</b>	<b>Ошибка! Закладка не определена.</b>

## Вступ

В даний час в медицині одним з найбільш інформативних діагностичних методів є комп'ютерна томографія (рентгенівська комп'ютерна томографія та магніто-резонансна томографія). Томографія - метод неруйнівного пошарового дослідження внутрішньої структури об'єкта, заснований на вимірюванні різниці ослаблення рентгенівського випромінювання різними за щільністю тканинами (рентгенівська комп'ютерна томографія), або на вимірюванні електромагнітного відгуку ядер атомів водню на збудження їх певною комбінацією електромагнітних хвиль в постійному магнітному полі високої напруженості (магнітно-резонансна томографія). Застосування того або іншого різновиду методу діагностики обумовлюється характером візуалізуємих об'єктів. Результат досліджень являє собою набір (від півсотні до декількох сотень) півтонових зображень (томографічних знімків) розміром  $512 \times 512$  пікселів.

На сьогоднішній день серйозною проблемою є довгострокове зберігання результатів томографічних досліджень для оцінки ефективності проведених лікувальних процедур і контролю стану пацієнта в динаміці (повний набір томограм одного дослідження може займати близько 100 МБ пам'яті (розмір одного знімка від 500 кБ до 700 кБ)). Необхідність забезпечити довгострокове зберігання (архівацию) томографічних даних, обмін даними і віддалений доступ до них обумовлюють виняткову важливість завдань стиснення томографічних даних.

Оскільки і кольорові, і чорно-білі растрові медичні зображення зазвичай вимагають великого обсягу пам'яті для свого зберігання, то більшість форматів файлів включають в себе технології стиснення без втрат інформації або з втратами. Причина використання методів стиснення з втратами полягає в тому, що вони забезпечують більшу ступінь стиснення, ніж методи стиснення без втрат. У багатьох випадках невеликі втрати даних припустимі і компенсуються зростанням ступеня стиснення.

На даний момент відомі такі алгоритми архівації з втратами:

- Алгоритм JPEG;
- Фрактальний алгоритм;
- Рекурсивний (хвильовий) алгоритм;
- Алгоритм JPEG-2000.

Формати графічних файлів, які використовуються в традиційних технологіях, як правило, прив'язані до окремих методів стиснення і до окремих типів зображень, що обмежує їх використання в телемедицині як формат для зберігання і передачі інформації.

Вибір найбільш оптимального методу стиснення медичних зображень і знаходження шляхів максимально ефективної передачі медичних даних по каналах зв'язку є найважливішим завданням сучасної телемедицини.

Об'єктом дослідження в магістерській роботі є чорно-білі медичні зображення, що формуються за допомогою рентгенографічного комп'ютерного томографу. Предмет дослідження це алгоритми швидкого стиснення медичних зображень з втратами на базі дискретного косинусного, дискретного Вейвлет перетворень та швидкого алгоритму у просторовій області.

Ціль роботи: розробка якнайкращого за критерієм мінімуму середньоквадратичного відхилення при заданих початкових умовах методу стиснення медичних зображень.

Завдання досліджень:

- Дослідження методів зниження надмірності зображень;
- Обрання методу організації потоку даних для передавання по низько швидкісному каналу зв'язку;
- Зниження обчислювальної складності алгоритму стиснення медичних зображень;
- Відновлення медичних зображень найкращим чином по критерію мінімуму середньоквадратичного відхилення;



## 1. Аналітичний огляд

### 1.1 Принципи утворення пошарового зображення

При виконанні звичайної рентгенограми три компоненти — плівка, об'єкт і рентгенівська трубка — залишаються в спокої. Томографічний ефект можна отримати при наступних комбінаціях:

1) нерухомий об'єкт і рухомі джерело (рентгенівська трубка) і приймач (рентгенографічна плівка, селенових пластина, кристалічний детектор і т. ін.) випромінювання;

2) нерухомий джерело випромінювання і рухомі об'єкт і приймач випромінювання;

3) нерухомий приймач випромінювання і рухомі об'єкт і джерело випромінювання. Найбільш поширені томографи з синхронним переміщенням трубки і плівки в протилежних напрямках при нерухомості пацієнта.

(url: <https://www.bibliofond.ru/wimg/10/517787.files/image004.gif>)

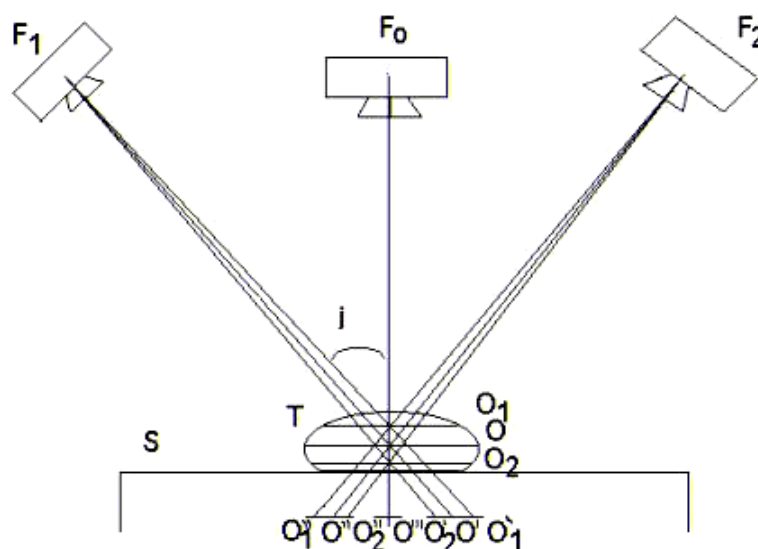


Рисунок 1.1 - Принцип утворення пошарового зображення

На рисунку 1.1  $F_0$ ,  $F_1$ ,  $F_2$  — нульове, вихідне і кінцеве положення фокусу рентгенівської трубки;  $j$  —  $1/2$  кута повороту трубки;  $S$  — поверхня столу;

$T$  — об'єкт дослідження;  $O$  — точка шару, що виділяється;  $O_1$ ,  $O_2$  — точки, які

знаходяться вище і нижче шару, що виділяється;  $O'$ ,  $O''$  — проекції точки  $O$  на плівці при початковому і кінцевому положеннях фокусу рентгенівської трубки;  $O_1'$ ,  $O_1''$  — проекції точки  $O_1$  на плівці при тих же положеннях фокуса трубки;  $O_2'$ ,  $O_2''$  — проекції точки  $O_2$  при тих же положеннях фокуса трубки;  $O'''$  — проекції всіх точок на плівці при нульовому положенні рентгенівської трубки. Рентгенівський випромінювач та касетотримач з приймачем випромінювання (рентгенівська плівка, селенових пластина) з'єднують жорстко за допомогою металевого важеля. Вісь обертання важеля (переміщення трубки і плівки) знаходиться над рівнем столу і її можна довільно переміщати.

Як показано на рисунку 1.1, при переміщенні трубки з положення  $F_1$  в положення  $F_2$ , проекція точки  $O$ , яка відповідає осі обертання важеля, буде постійно перебувати в одному і тому ж місці плівки. Проекція точки  $O$  нерухома щодо плівки і, отже, її зображення буде чітким. Проекції точок  $O_1$  і  $O_2$ , що знаходяться поза виділяемого шару, з переміщенням трубки і плівки змінюють своє положення на плівці і, отже, їх зображення буде нечітким, розмазаним. На томограмі, таким чином, будуть чіткими зображення всіх точок, що знаходяться в площині на рівні осі обертання системи, тобто в виділяемому томографічному шарі.

На рисунку 1.1 показано переміщення трубки і плівки по траєкторії пряма-пряма, тобто по паралельних прямолінійних напрямних. Такі томографи, що мають найпростішу конструкцію, набули найбільшого поширення. Такий апарат відноситься до лінійних томографів (з лінійними траєкторіями), так як проекції траєкторій руху системи трубка-плівка на площину, що виділяється, мають вигляд прямої лінії, а тіні розмазування мають прямолінійну форму.

У томографах з нелінійним розмазуванням переміщення системи трубка - плівка проходить по криволінійних траєкторіях — колу, еліпсу, гіпоціклоїде, спіралі. При цьому відношення відстаней фокус трубки — центр обертання» і «центр обертання — плівка» зберігається постійним. І в цих випадках доведено, що геометричним місцем точок, проекції яких при русі системи нерухомі щодо

плівки, є площина, паралельна площині плівки і яка проходить через вісь хитання системи. Розмазування зображення точок об'єкта, які лежать поза площиною, що виділяється, відбувається за відповідними кривим траєкторіям руху системи. Розмазані зображення повторюють на плівці траєкторію переміщення фокусу рентгенівської трубки.

При симультанній (багатошаровій) томографії за один прийом (одне переміщення трубки і плівки в протилежних напрямках) отримують декілька томограм завдяки розташуванню в одній касеті кількох плівок, розташованих на деякій відстані один від одного. Проекція зображення першого шару, що знаходиться на осі обертання системи (обраної висоті шару), виходить на верхній плівці. Геометрично доведено, що на наступних плівках отримують своє зображення паралельні до осі руху системи шари, що лежать нижче, відстані між якими приблизно рівні відстаням між плівками. Основним недоліком поздовжньої томографії є те, що розпливчасті зображення вище- і нижчележачих площин з небажаною інформацією зменшують природну контрастність. Внаслідок цього сприйняття в шарі тканин, що виділяється, з невисокою контрастністю погіршується.

Зазначеного недоліку позбавлена аксіальна комп'ютерна рентгенівська томографія. Це пояснюється тим, що строго колімований пучок рентгенівського випромінювання проходить тільки через ту площину, яка цікавить лікаря. При цьому реєстрація розсіяного випромінювання зведена до мінімуму, що значно покращує візуалізацію тканин, особливо мало контрастних. Зниження реєстрації розсіяного випромінювання при комп'ютерній томографії здійснюється коліматорами, один з яких розташований на виході рентгенівського пучка з трубки, інший — перед складанням детекторів.

Відомо, що при однаковій енергії рентгенівського випромінювання матеріал з великою відносною молекулярною масою буде поглинати рентгенівське випромінювання більшою мірою, ніж речовина з меншою відносною молекулярною масою. Подібне ослаблення рентгенівського пучка

може бути легко зафіксовано. Однак на практиці ми маємо справу з абсолютно неоднорідним об'єктом — тілом людини. Тому часто трапляється, що детектори фіксують кілька рентгенівських пучків однакової інтенсивності в той час, як вони пройшли через абсолютно різні середовища. Це спостерігається, наприклад, при проходженні через однорідний об'єкт достатньої довжини і неоднорідний об'єкт з такою ж сумарною щільністю.

При поздовжній томографії різницю між щільністю окремих ділянок визначити неможливо, оскільки «тіні» ділянок накладаються один на одного. За допомогою комп'ютерної томографії вирішено і це завдання, оскільки при обертанні рентгенівської трубки навколо тіла пацієнта детектори реєструють 1,5 – 6 мільйонів сигналів з різних точок (проекцій) і, що особливо важливо, кожна точка багаторазово проектується на різні навколишні точки.

При реєстрації ослабленого рентгенівського випромінювання на кожному детекторі збуджується струм, відповідний величині випромінювання, що потрапляє на детектор. В системі збору даних струм від кожного детектора (500—2400 шт.) перетворюється в цифровий сигнал і після підсилення подається в ЕОМ для обробки та зберігання. Тільки після цього починається власне процес відновлення зображення.

Відновлення зображення зрізу за сумою зібраних проекцій є надзвичайно складним процесом, і кінцевий результат являє собою певну матрицю з відносними числами, що відповідає рівню поглинання кожної точки окремо.

У комп'ютерних томографах застосовуються матриці первинного зображення 256x256, 320x320, 512x512 і 1024x1024 елементів. Якість зображення росте при збільшенні числа детекторів, збільшенні кількості реєстрованих проекцій за один оборот трубки і при збільшенні первинної матриці. Збільшення кількості реєстрованих проекцій веде до підвищення променевого навантаження, застосування більшої первинної матриці — до збільшення часу обробки зрізу або необхідності встановлювати додаткові спеціальні процесори відеозображення.

## 1.2 Отримання комп'ютерної томографії

Отримання комп'ютерної томографії (зрізу) голови на обраному рівні ґрунтується на виконанні наступних операцій:

- формування необхідної ширини рентгенівського променя (колімування);
- сканування голови пучком рентгенівського випромінювання, здійснюваного рухом (обертальним і поступальним) навколо нерухомої голови пацієнта пристрою «випромінювач — детектори»;
- вимірювання випромінювання і визначення його ослаблення з подальшим перетворенням результатів в цифрову форму;
- машинний (комп'ютерний) синтез томограми за сукупністю даних вимірювання, що відносяться до вибраного шару;
- побудова зображення досліджуваного шару на екрані відеомонітора (дисплея).

У системах комп'ютерних томографів сканування та отримання зображення проходять таким чином: рентгенівська трубка в режимі випромінювання «обходить» голову по дузі  $240^\circ$ , зупиняючись через кожні  $3^\circ$  цієї дуги і роблячи поздовжнє переміщення. На одній осі з рентгенівським випромінювачем закріплені детектори — кристали йодистого натрію, що перетворюють іонізуюче випромінювання в світлове. Останнє потрапляє на фотоелектронні помножувачі, що перетворюють цю видиму частину в електричні сигнали. Електричні сигнали підсилюються, а потім перетворюються в цифри, які вводять в ЕОМ. Рентгенівський промінь, пройшовши через середовище поглинання, послаблюється пропорційно щільності тканин, що зустрічаються на його шляху, і несе інформацію про ступінь його ослаблення в кожному положенні сканування. Інтенсивність випромінювання у всіх проекціях порівнюється з величиною сигналу, що надходить з контрольного детектора,

реєструючого вихідну енергію випромінювання відразу ж на виході променя з рентгенівської трубки.

Отже, формування показників поглинання (ослаблення) для кожної точки досліджуваного шару відбувається після обчислення відношення величини сигналу на виході рентгенівського випромінювача до значення його після проходження об'єкта дослідження (коефіцієнти поглинання).

У ЕОМ виконується математична реконструкція коефіцієнтів поглинання і просторове їх розподіл на квадратній багатоклітинній матриці, а отримані зображення передаються для візуальної оцінки на екран дисплея.

За одне сканування отримують два дотичних між собою зрізу товщиною 10 мм кожен. Картина зрізу відновлюється на матриці.

Отримані коефіцієнти поглинання виражають у відносних одиницях шкали, нижня межа якої (−1000 од. Н.) (од. Н. — одиниці Хаунсфільда або числа комп'ютерної томографії) відповідає ослаблення рентгенівських променів у повітрі, верхня (+1000 од. Н.) — ослабленню в кістках, а за нуль приймається коефіцієнт поглинання води. Різні тканини мозку і рідкі середовища мають різні за величиною коефіцієнти поглинання. Наприклад, коефіцієнт поглинання жиру знаходиться в межах від −100 до 0 од. Н., спинномозкової рідини — від 2 до 16 од. Н., крові — від 28 до 62 од. Н. Це забезпечує можливість отримувати на комп'ютерних томограмах основні структури мозку і багато патологічні процеси в них. Чутливість системи в уловлюванні перепаду рентгенівської щільності в звичайному режимі дослідження не перевищує 5 од. Н., що становить 0,5%.

На екрані дисплея високим значенням щільності (наприклад, кістки) відповідає світлі ділянки, низьким — темні. Градаційна здатність екрану складає 15—16 напівтонових ступенів, що розрізняються людським оком. На кожну ступінь, таким чином, доводиться близько 130 од. Н.

Відомо, що якість візуалізації анатомічних утворень головного мозку і осередків ураження залежить в основному від двох факторів: розміру матриці, на якій будується томограма, і перепаду показників поглинання. Розмір матриці

може істотно впливати на точність діагностики. Так, кількість помилкових діагнозів при аналізі томограм на матриці 80x80 клітин становило 27%, а при роботі на матриці 160x160 — зменшилося до 11%.

Комп'ютерний томограф має два види роздільної здатності: просторову і по перепаду щільності. Перший тип визначається розміром клітки матриці (зазвичай — 1,5x1,5 мм), другий дорівнює 5 од. Н. (0,5%). Відповідно до цих характеристик теоретично можна розрізнити елементи зображення розміром 1,5x1,5 мм при перепаді щільності між ними не менше 5 од. Н. (1%) вдається виявляти вогнища величиною не менше 6x6 мм, а при різниці в 30 од.Н. (3%) — деталі розміром 3x3 мм. Звичайна рентгенографія дозволяє вловити мінімальну різницю по щільності між сусідніми ділянками в 10—20%.

Однак, при дуже значному перепаді густин розташованих поруч структур, виникають специфічні для даного методу умови, що знижують його роздільну здатність, тому що при побудові зображення в цих випадках відбувається математичне усереднення і при цьому вогнища невеликих розмірів можуть бути не виявлені. Найчастіше це відбувається при невеликих зонах зниженої щільності, розташованих поблизу масивних кісткових структур (піраміди скроневих кісток) або кісток склепіння черепа.

Важливою умовою для забезпечення проведення комп'ютерної томографії є нерухоме положення пацієнта, бо рух під час дослідження приводить до виникнення артефактів — наведень: смуг темного кольору від утворень з низьким коефіцієнтом поглинання (повітря) і білих смуг від структур з високим КП (кістка, металеві хірургічні кліпси), що також знижує діагностичні можливості.

Для отримання більш чіткого зображення патологічно змінених ділянок в головному мозку і для дослідження порожнистих органів дають на екрані порівняно густу однорідну тінь (шлунок, кишечник, жовчний міхур, ниркові лоханки та ін.), Проводиться їх контрастування. Так, при загальному дослідженні травного тракту хворому дають випити контрастну масу — суспензію сульфату

барію; при дослідженні товстої кишки вводять цю суспензію хворому за допомогою клізми. Дослідження жовчного міхура і жовчних проток (холецистографія, холеграфія) проводять за допомогою йодовмісних контрастних речовин, що даються внутрішньо (білітраст, кислота іопаноєва) або вводяться у вену (білігност). Ці речовини потоком крові приносяться в печінку і виділяються з жовчю, концентруючись в жовчному міхурі. Рентгенологічне дослідження лоханок нирок (пієлографія) проводиться за допомогою сергозину, що також вводиться внутрішньо. Рентгенологічне дослідження бронхів (бронхографія) можливе після заповнення часткових і сегментарних бронхів ураженої ділянки легенів особливим контрастною речовиною (йодолиполом). Рентгенологічне дослідження судин (ангіографія) здійснюється за допомогою кардіотрасту. Зміст контрастної речовини у крові змінюється в результаті того, що відносно швидко починається виділення його нирками. Вже протягом перших 5 хв після болісної ін'єкції концентрація речовини в крові в середньому знижується на 20%, в наступні 5 хв — на 13% і ще через 5 хв — на 5%.

У деяких випадках контрастування органу проводиться за рахунок повітря, який вводиться в навколишню тканину або порожнину. Так, при рентгенологічному дослідженні нирок, якщо є підозра на ураження їх пухлиною, повітря вводиться в навколониркову клітковину (пневморен); для виявлення проростання пухлиною шлунка його стінок повітря вводиться в черевну порожнину, т. ч. дослідження проводиться в умовах штучного пневмоперитонеума.

Для дослідження органів, які мають скорочувальну активність (найчастіше серця), використовується рентгенокимографія. При цьому способом перед касетою з рентгенівською плівкою на шляху променів, що йдуть від рентгенівської трубки через тіло хворого, встановлюється спеціальна свинцева решітка з горизонтальними щілинами. У момент знімка решітка зміщується на невелику відстань перпендикулярно контуру досліджуваного органу. А так як сам орган (наприклад, серце) за цей час здійснює деякий рух паралельно щілини решітки,



то на плівці контур органу виходить не рівний, а у вигляді зубчастої лінії. За амплітудою зубців і їх форми можна судити про силу скорочень серця, оцінити їх характер.

### 1.3 Класифікація алгоритмів вейвлет-аналізу

Розглянемо класифікацію алгоритмів вейвлет-аналізу, яка на основі аналізу [2] представлена у вигляді укрупненої блок-схеми на рисунку 1.2.

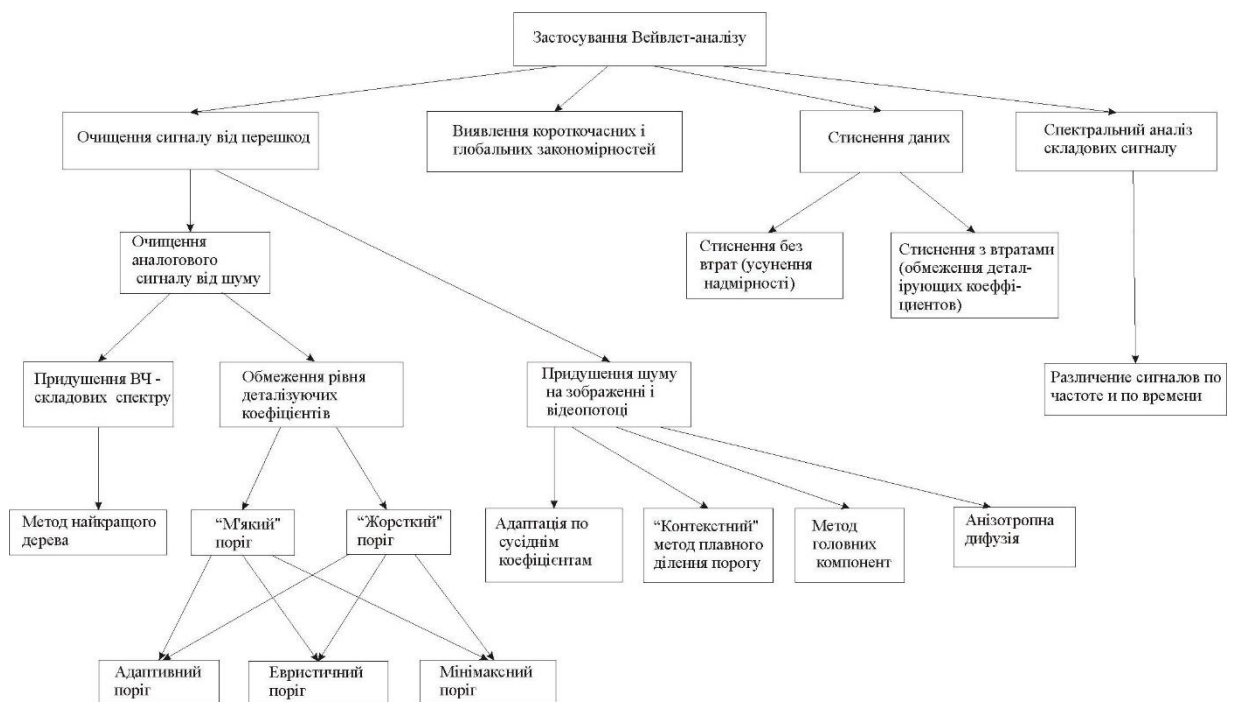


Рисунок 1.2 - Блок-схема класифікації алгоритмів вейвлет-аналізу

Одне з найбільш актуальних завдань цифрової обробки сигналів - завдання очищення сигналу від шуму (перешкод). Будь-який практичний сигнал містить не тільки корисну інформацію, але і сліди деяких сторонніх дій (перешкоди або шум). Модель такого сигналу можна записати таким чином:

$$y(t) = s(t) + \sigma n(t), \quad (1.1)$$

де  $s(t)$  – корисний сигнал,  $n(t)$  – шум,  $\sigma$  – рівень шуму,  $y(t)$  – досліджуваний сигнал.

В більшості випадків можна припустити, що функція  $n(t)$  описується моделлю білого (гауссовського) шуму, і інформація про перешкоду міститься у високочастотній області спектру сигналу, а корисна інформація - в низькочастотній [5].

Для такої моделі видалення шуму за допомогою вейвлет-перетворення виконується в чотири етапи:

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

Із статистичної точки зору така методика є непараметричною оцінкою регресійної моделі сигналу з використанням ортогонального базису. Методика найкращим чином працює на достатньо 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 декілька рекомендацій:

Гладкі вейвлети створюють гладку апроксимацію сигналу, і навпаки - «короткі» вейвлети краще відстежують піки функції, що апроксимується.

Глибина розкладання впливає на масштаб деталей, що відсіваються. Іншими словами, при збільшенні глибини розкладання модель віднімає шум все більшого рівня, поки не наступить «переукрупнення» масштабу деталей і перетворення почне спотворювати форму початкового сигналу. Цікаво, що при подальшому збільшенні глибини розкладання перетворення починає формувати згладжену версію початкового сигналу, тобто фільтрується не тільки шум, але і деякі локальні особливості (викиди) початкового сигналу.

Проілюструємо сказане.

На рисунку 1.3 показаний результат очищення деякого зашумленого сигналу за допомогою гладкого вейвлета (Добеши 4-го порядку, 5 рівнів розкладання), на рисунку 1.4 - те ж саме, але з використанням коротшого вейвлета Добеши 2-го порядку, 12 рівнів розкладання.

На рисунку 1.3 виразно простежується ефект «переукрупнення», тобто знов з'являється шумова складова більшого рівня, поки не наступить «переукрупнення» масштабу деталей і перетворення почне спотворювати форму початкового сигналу. Цікаво, що при подальшому збільшенні глибини розкладання перетворення починає формувати згладжену версію початкового сигналу, тобто фільтрується не тільки шум, але і деякі локальні особливості (викиди) початкового сигналу.

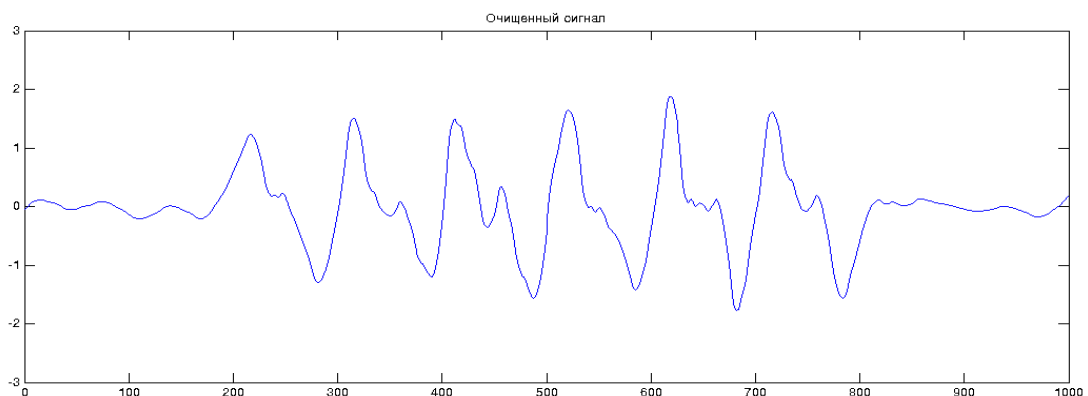


Рисунок 1.3 - Очищення зашумленого сигналу за допомогою гладкого вейвлета Добеши 4-го порядку, 5 рівнів розкладання

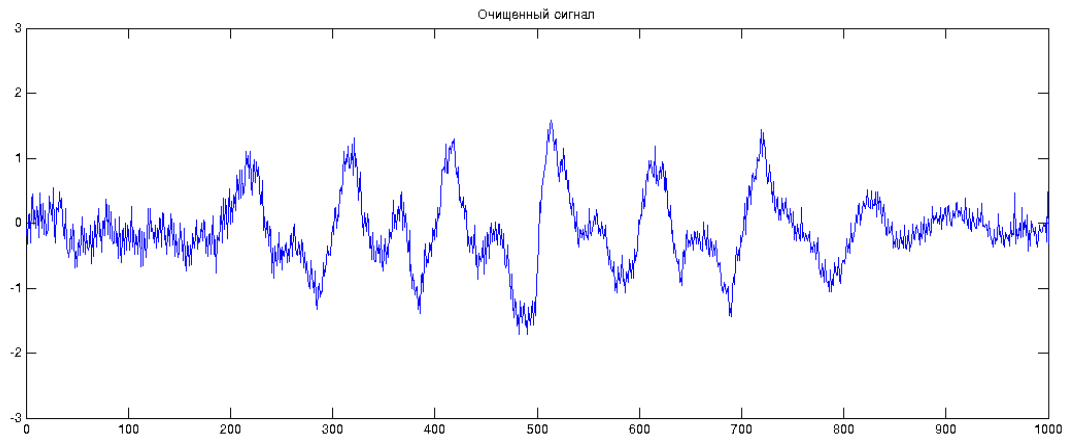


Рисунок 1.4 - Очищення зашумленого сигналу за допомогою гладкого вейвлета Добеши 2-го порядку, 12 рівнів розкладання

При виборі порогу шуму (етап 2) використовують, як правило, критерії, що мінімізують квадратичну функцію втрат для вибраної моделі шуму:

$$\sqrt{\frac{\int_0^{T_c} (S(t) - S'(t))^2}{\int_0^{T_c} (S(t))^2}} < \varepsilon, \quad (1.2)$$

де  $S(t)$  – початковий сигнал,  $S'(t)$  – відновлений сигнал,  $\varepsilon$  – задана погрішність відновлення.

Для фільтрації коефіцієнтів деталізації, що виконується на третьому етапі, краще використовувати метод «м'якої» порогової фільтрації. При цьому коефіцієнти, абсолютне значення яких менше порогового, обнуляються, а інші - «підтягаються» до нульового значення на величину порогу:

$$y = \begin{cases} x + \Theta, & x < 0 \text{ \& } |x| > \Theta, \\ x - \Theta, & x > 0 \text{ \& } |x| > \Theta, \\ 0, & |x| \leq \Theta, \end{cases} \quad (1.3)$$

де  $x$ ,  $y$  – значення коефіцієнта до та після фільтрації,  $\Theta$  – поріг.

Перетворення (ДВП) - це ітераційне застосування низькочастотного і високочастотного фільтрів з подальшим видаленням кожного другого елемента (проріджуванням) до низькочастотного сигналу, що отримується на виході. В результаті низькочастотної фільтрації виходить наближення початкового сигналу, в результаті високочастотної - деталізуюча інформація про початковий сигнал, а набутого значення високочастотного сигналу називається вейвлет-коефіцієнтами. Зворотне ДВП складається з ітераційного застосування зворотних фільтрів до високочастотних і низькочастотних коефіцієнтів з відновленими другими елементами (їх значення приймаються за 0) і їх складання. Пряме перетворення називається аналізом, а зворотне - синтезом. Пара фільтрів, що беруть участь в перетворенні - вейвлетним базисом. Схемне (для одного рівня розкладання) зображення на рисунку 1.5. На рисунку прийняті позначення:  $H_1$  ( $G_1$ ) - високочастотний фільтр аналізу (синтезу);  $H_2$  ( $G_2$ ) - низькочастотний фільтр аналізу (синтезу).

(url: <http://masters.donntu.org/2009/kita/surova/library/image026.gif>)

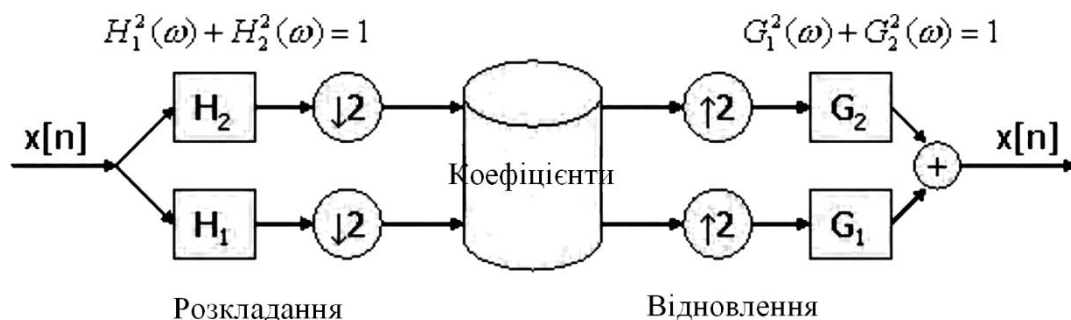


Рисунок 1.5 - Схема одновимірного вейвлет-перетворення

Двовимірне дискретне вейвлет-перетворення виходить в результаті застосування одновимірного перетворення послідовно до рядків і стовпців зображен-

ня. В результаті ми одержуємо одну низькочастотну смугу і три високочастотних, причому ВЧ-коефіцієнти кожної смуги відповідають за конкретний напрям - вертикальне, горизонтальне, або діагональне (рисунок 1.6).

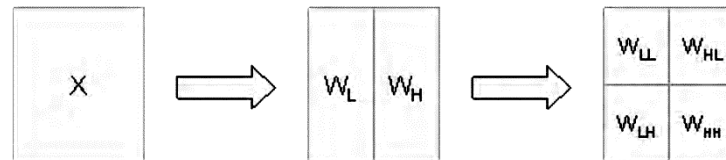


Рисунок 1.6 - Схема двовимірного вейвлет-перетворення

Після такого перетворення всі дрібні деталі зображення разом з шумом міститимуться у високочастотних коефіцієнтах, тому шумозаглушення проводиться шляхом зменшення значень вейвлет-коефіцієнтів невеликої амплітуди. Цю вірогідність можна оцінити різними способами. Головне при цьому - якомога менше торкнутися коефіцієнтів, відповідних деталям зображення, щоб уникнути розмиття деталей. ДВП можна застосовувати і для тимчасового шумозаглушення, розширивши його до тривимірного таким чином: спочатку двовимірне перетворення застосовується до декількох підряд кадрам відеопослідовності, що йдуть, а потім вони пропускаються через одновимірне ДВП, направлене уздовж часової осі (рисунок 1.7).

(url: <http://masters.donntu.org/2009/kita/surova/library/image029.gif>)

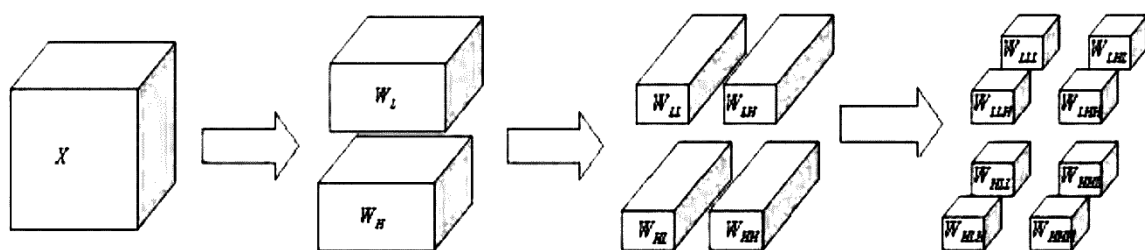


Рисунок 1.7 - Структура тривимірного вейвлет-перетворення

Загальний похід до придушення шуму на зображенні продемонстрований блок-схемою на рисунку 1.8.

(url: <http://masters.donntu.org/2009/kita/surova/library/image035.gif>)

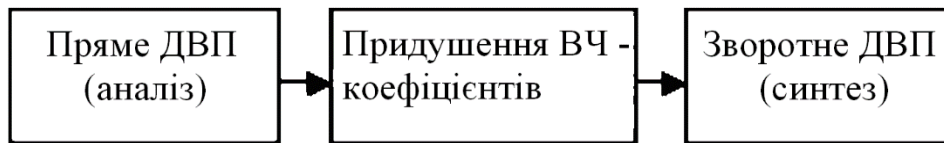


Рисунок 1.8 - Загальний похід до придушення шуму на зображенні за допомогою вейвлет-перетворення

Звичайно виявляється достатнім розглянути три рівні розкладання (хоча для фотографій високого дозволу може потрібно 4-5 рівнів розкладання). Вейвлет-коефіцієнти на першому рівні розкладання відповідають високочастотному шуму і пригнічуються сильніше, ніж вейвлет-коефіцієнти на подальших рівнях. У принципі, замість ДВП може використовуватися будь-яке перетворення, в результаті якого початковий сигнал розпадається на низькочастотну і високочастотну складові. Природно, це перетворення повинне бути зворотне. Методи шумозаглушення з використанням ДВП можна класифікувати по двох параметрах: по типу перетворення і способу придушення коефіцієнтів.

Як правило, використовується звичайне ДВП з базисом Хаару або Добеши, проте при шумозаглушенні є ряд особливостей, які треба враховувати. Описане вище за ДВП є не надмірним - на кожному наступному кроці загальне число коефіцієнтів зберігається, тобто якщо початкове зображення було розміру  $N \times N$ , то сумарне число коефіцієнтів на кожному кроці дорівнюватиме  $N^2$ . Проте таке ДВП не є інваріантним до зрушення (якщо зрушити початкове зображення на 1 піксель, величини вейвлет-коефіцієнтів будуть зовсім інші), і зміна високочастотних вейвлет-коефіцієнтів приводить до артефактів у відновленому зображенні. Тому для шумозаглушення звичайно використовується надмірне ДВП, в якому загальне число коефіцієнтів на кожному кроці більше  $N^2$ .

Найпростіший спосіб отримання надмірності - не проводити проріджування, тобто використовувати наступну схему (рисунок 1.9):

(url: <http://masters.donntu.org/2009/kita/surova/library/image038.gif>)

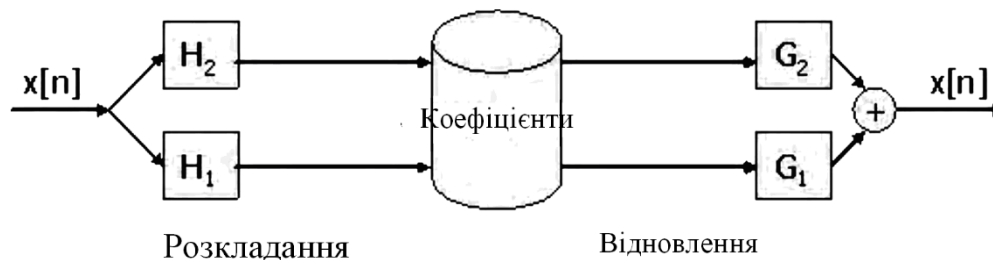


Рисунок 1.9 - Схема одновимірного надмірного вейвлет-перетворення

Проте така надмірність вимагає багато додаткової пам'яті для зберігання коефіцієнтів ( $3N^2$  на кожному рівні розкладання). При використанні надмірного ДВП слід застосовувати фільтри з кроком, що збільшується на кожному наступному рівні розкладання в два рази. Тобто якщо на першому рівні згортка проводилася з фільтром (0.5, 1, 0.5), то на другому вона повинна проводитися з фільтром (0.5, 0, 1, 0, 0.5) і т.д. Річ у тому, що при проріджуванні високочастотні вейвлет-коефіцієнти на кожному наступному кроці відповідають все більш крупним деталям зображення. Якщо проріджування не робити, шум пригнічуватиметься тільки у високочастотній області. Застосування фільтрів ДВП з кроком, що збільшується, вирішує цю проблему (крок, що збільшується, як би компенсує відсутність проріджування).

Комплексне ДВП для одновимірного випадку є паралельним застосуванням до початкового сигналу двох ДВП (з проріджуванням) з різними НЧ/ВЧ-фільтрами, підібраними спеціальним чином.

Кожна смуга, одержана в результаті першого ДВП, інтерпретується як дійсна частина комплексного НЧ (ВЧ) сигналу, а кожна смуга другого ДВП - як уявна. У двовимірному випадку спочатку вводиться поняття дійсного ДВП, яке поміщене в паралельному застосуванні двох звичайних двовимірних ДВП з проріджуванням (фільтри, знову ж таки, підбираються спеціальним чином) і



обчисленні для кожної пари смуг їх суми і різниці (всього виходить шість вейвлетов, направлених в шести різних напрямках). Двовимірне комплексне ДВП складається з двох паралельно застосованих дійсних ДВП, одне з яких аналогічно одновимірному випадку інтерпретується як уявна частина комплексного вейвлета, а інше - як дійсна. У комплексних вейвлетах пригнічуються не самі коефіцієнти, а їх модулі (у інтерпретації коефіцієнтів як комплексних чисел). Які переваги у такого ДВП? По-перше, надмірність стала набагато менша - тепер вона складає  $3N^2$  при будь-якій кількості рівнів розкладань. По-друге, такі вейвлети мають кращу спрямованість і розрізняють, на відміну від звичайних вейвлетов, напрями у  $45^\circ$  та  $135^\circ$ , що сприяє якіснішій обробці діагональних меж деталей на зображенні. У тривимірному випадку дійсне ДВП складатиметься вже з чотирьох паралельних ДВП, число одержаних в результаті вейвлетов буде рівне 3 і направлені вони будуть в 3-ми різних напрямках, а комплексне ДВП також складатиметься з двох паралельних дійсних перетворень. Надмірність складатиме вже  $7N^2$  для будь-якого числа рівнів розкладання (проти  $7N^2$  на кожному рівні розкладання у звичайного ДВП без проріджування). Крім того, комплексні тривимірні вейвлети розділяють рух по 3 різним напрямкам.

Звичайне ДВП є сепарабельним. Це означає, що воно може обчислюватися окремо по рядках і по стовпцях, причому і для рядків, і для стовпців застосовуються однакові фільтри. Несепарабельні ДВП можуть краще адаптуватися до локальних властивостей зображення. Наприклад, аналізуючи для кожного пікселя його сусідів в деякому вікні можна мінімізувати корисну енергію зображення у ВЧ - смузі, краще зберегти деталі.

Звичайне ДВП розділяє початковий двовимірний сигнал по трьох напрямках - горизонтальному, вертикальному і діагональному. Причому обидва діагональні напрями виявляються змішаними в одній смузі. Таким чином, недоліком звичайного ДВП є погане компактування енергії уздовж меж, похилих. Очевидно, що чим більше буде напрямів, тим якісніше

оброблятимуться межі деталей зображення. Тому для придушення шуму часто використовують так звані направлені вейвлети, які забезпечують кращу спрямованість. Приклад алгоритму придушення шуму з використанням направлених вейвлетов можна знайти в [7].

Для виділення ВЧ-складової можна замість ДВП застосовувати і простіші перетворення. Наприклад, можна провести тільки НЧ-фільтрацію, а ВЧ-складову одержати як різницю початкового і низькочастотного сигналу. Тоді для відновлення треба буде провести всього лише складання двох сигналів. Таким чином, чотирикратне застосування різних фільтрів може бути зведено до одноразового. Таке перетворення можна застосовувати, як і звичайне ДВП, послідовно до рядків і стовпців для розкладання сигналу на чотири смуги або використовувати один двовимірний НЧ - фільтр для розкладання сигналу на дві смуги. Обчислюється воно набагато простіше і швидше, ніж ДВП, а якість придушення шуму при такій заміні погіршується трохи. Розгляду існуючі методи придушення коефіцієнтів.

За способом придушення коефіцієнтів всі алгоритми можна розділити на два класи. Алгоритми, що належать першому класу, при придушенні коефіцієнтів ґрунтуються тільки на значенні порогу, порахованого окремо для кожної смуги кожного рівня розкладання. Серед них виділяються два базові методи:

1. Різке зменшення по порогу (*hard thresholding*). Метод полягає в обнуленні всіх вейвлет-коефіцієнтів, менших заданого порогу. Він дуже добре працює при низькому рівні шуму, оскільки весь шум потрапляє в область нижче за поріг і забирається повністю, а всі деталі потрапляють в область вище за поріг і залишаються незмінними. Проте при високому рівні шуму з'являються артефакти - окремі не прибрані сплески шуму. Із збільшенням порогу вони пропадають, але при цьому під значення порогу починають потрапляти деталі, і зображення виходить нерізде.

2. Плавне зменшення по порогу (*soft thresholding*) Метод полягає в

обнуленні всіх вейвлет-коефіцієнтів, менших заданого порогу, і зменшенні решти вейвлет-коефіцієнтів. Перетворення еквівалентно наступній формулі (використовується щоб уникнути ділення на 0):

$$W_{new} = W \cdot G, G = \left(1 - \frac{T}{|W| + \varepsilon}\right),$$

(1.4) де T - якийсь поріг.

У чистому вигляді (при завданні одного і того ж значення порогу для всіх коефіцієнтів усередині смуги) цей метод або сильно розмиває зображення, або залишає багато шуму. Проте саме він служить основою для багатьох інших методів, в яких сила придушення визначається окремо для кожного коефіцієнта. Алгоритми з другого класу забезпечують, крім того, локальну просторову адаптацію алгоритму придушення коефіцієнтів усередині кожної смуги.

Також існує підхід для придушення шуму, який називається анізотропна дифузія.

Основна ідея даного підходу полягає в наступному. Яскравість кожного пікселя інтерпретується як значення температури в даній точці зображення, таким чином, все зображення представляється у вигляді карти температур. Шумозаглушення проводиться шляхом вирівнювання температур (фактично, інтенсивностей пікселів).

Іншим корисним додатком Вейвлет-аналізу є стиснення інформації. Принцип роботи алгоритмів арифметичного і статистичного стиснення ґрунтується на підвищенні ентропії сигналу, тобто виключенні надмірної інформації. Іншими словами, ніж більше значень, що повторюються, містить сигнал, тим вище ступінь його стиснення. Оскільки для гладких сигналів переважна більшість коефіцієнтів деталізації близька до нуля, а кількість коефіцієнтів апроксимації експоненціально зменшується з підвищенням глибини розкладання, те стиснення вейвлет-розкладання сигналу потенційно ефективніше, ніж стиснення початкового сигналу. Більш того, використання методики

обнулення коефіцієнтів, подібної описаної вище, дозволяє реалізувати стиснення з втратами (тобто реконструйований сигнал відрізняється від результатного в допустимих межах) з ще більшою ефективністю. В цілому, методика стиснення сигналів з використанням вейвлет-перетворення подібна методиці очищенню сигналу від шуму, за винятком декількох особливостей [13].

Рекомендується використовувати інші критерії вибору порогу. Наприклад, можна використовувати критерій балансу між кількістю нульових коефіцієнтів і залишковою енергією сигналу. Суть цього методу полягає в тому, що коефіцієнти деталізації з абсолютним значенням близьким до нуля містять лише невелику частину енергії сигналу. Обнулення цих коефіцієнтів приводить до незначних втрат енергії. Оптимальним є таке значення порогу, при якому відсоток коефіцієнтів деталізації, що обнуляються, буде приблизно рівний відсотку залишкової енергії сигналу після порогової фільтрації. Підвищення порогу підвищуватиме ступінь стиснення, але, разом з тим, ростимуть втрати якості. Пониження порогу дозволяє зменшити втрати при стисненні, але знижує його ефективність.

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).

Також рекомендується використовувати «жорстку» порогову фільтрацію. При цьому коефіцієнти, абсолютне значення яких не перевищує порогового значення, обнуляються, а всі інші залишаються без зміни. Такий метод фільтрації дозволяє точніше відновити різкі зміни сигналу (скачки, вузькі піки і т.п.) і зберегти більшу кількість енергії в реконструкції сигналу.

Слід зазначити, що вейвлет-перетворення є лише методом первинної

обробки сигналу для підвищення ефективності його стиснення. Безпосередньо стиснення виконується після цієї передобробки класичними методами. При цьому стиснення виконується, зрозуміло, для коефіцієнтів Вейвлет-розкладання сигналу, а його реконструкція по цих коефіцієнтах проводиться на етапі відновлення (декомпресії).

### **Висновок**

При дослідженні і обробці сигналу багато корисної інформації можна одержати з аналізу його частотних характеристик. Оскільки вейвлети володіють хорошою частотно-тимчасовою адаптацією, вони могли б послужити зручним інструментом для дослідження частотних характеристик сигналу. Крім того, інтуїтивно зрозумілий зв'язок між масштабом Вейвлет-перетворення і його частотною областю: чим більший масштаб, тим більше низькі частоти аналізуються. Проте, для практичного застосування вейвлетов в спектральному аналізі сигналів, необхідно встановити відповідність між масштабом вейвлета і його частотними характеристиками.

## 2. Алгоритми стиснення зображень

### 2.1 Порівняння ефективності алгоритмів стиснення зображень, заснованих на вейвлет-перетворенні

Основна ідея вейвлет-перетворення полягає в ієрархічному розкладанні вхідного сигналу на послідовності так званих базових компонент з дозволом, що послідовно зменшується, і пов'язаних з ними компонент деталізації. На кожному рівні розкладання базові компоненти і компоненти деталізації містять інформацію, необхідну для відновлення базового сигналу на наступному рівні з вищим дозволом.

Узагальнена схема кодування зображень зображена на рисунку 2.1.



Рисунок 2.1 - Структурна схема кодування зображень

Найбільш відомі алгоритми стиснення з використанням вейвлетів: JPEG, JPEG 2000, метод нуля-дерева, метод шаблонно-блокового кодування, Метод нуля-дерева з кодовою книгою.

У перерахованих алгоритмах використовувалися два види перетворення: перетворення Хаара і вейвлет-перетворення.

Перетворення Хаара використовує наступні фільтри декомпозиції:

$$h_n = \left\{ \frac{1}{2}, \frac{1}{2} \right\}, \quad g_n = \left\{ \frac{1}{2}, -\frac{1}{2} \right\}.$$

(2.1) Вейвлет-перетворення використовує наступну пару фільтрів:

$$h_n = \left\{ -\frac{1}{8}, \frac{1}{4}, \frac{3}{4}, \frac{1}{4}, -\frac{1}{8} \right\}, \quad g_n = \left\{ \frac{1}{4}, -\frac{1}{2}, \frac{1}{4}, 0, 0 \right\},$$

(2.2) де  $h_n$  – низькочастотний фільтр, а  $g_n$  – високочастотний фільтр.

Після застосування дворівневого вейвлет-перетворення до зображення можливі декілька підходів для стиснення отриманих вейвлет-коефіцієнтів.

Одним з найбільш очевидних способів стиснення вейвлет-коефіцієнтів є облік взаємозв'язків між коефіцієнтами з різних субсмуг вейвлет-розкладання. У високочастотних субсмугах є зазвичай великі області з нульовою або малою енергією. Області з високою енергією повторюють від субсмуги до субсмуги свої контури і місце розташування.

Області вихідного зображення, що повільно змінюються, гладкі, добре описують низькочастотні (НЧ) вейвлет-базиси, що приводить до "упаковки" енергії в малому числі коефіцієнтів НЧ-області. Вперше ідея нуля-дерева була запропонована А. Льюїсом і Г. Ноулесом [2]. У їх алгоритмі застосовувалася деревовидна структура даних для опису вейвлет-коефіцієнтів (рисунок 2.2). Кореневий вузол дерева представляє коефіцієнт масштабуючої функції в самій НЧ-області і має три нащадка.

Вузли дерева відповідають вейвлет-коефіцієнтам масштабу, рівного їх висоті в дереві. Кожен з вузлів має чотирьох нащадків, відповідних вейвлет-коефіцієнтам наступного рівня і того ж просторового розташування. Низом дерева є листьові вузли, що не мають нащадків.



Рисунок 2.2 - Кодування вейвлет-коефіцієнтів нуля-деревом

Кодування нуль-деревом засноване на тому, що якщо коефіцієнт малий, його нащадки на дереві частенько теж малі. Це пояснюється тим, що значимі коефіцієнти виникають поблизу контурів і текстур, які локальні. Неважко побачити, що це є різновидом передбачення. Це передбачення можна звести до мінімуму, передбачивши, що, якщо який-небудь коефіцієнт незначимий (тобто він менше по модулю деякого порогу  $Thr$ ), то всі його нащадки також будуть незначимими. Дерево або субдерево, яке містить лише незначимі коефіцієнти, називається нуль-деревом.

Вибрані таким чином вейвлет-коефіцієнти потім стиснюються за допомогою вторинного алгоритму стиснення, який заснований на кодуванні, усуваючому надмірність. Порівняння даного методу стиснення вейвлет-коефіцієнтів з іншими методами приведено в таблицях 2.1 і 2.2.

Існує також модифікація вище описаного методу стиснення вейвлет-коефіцієнтів. Стиснення гілок, що не є нуль-деревом, відбувається з використанням кодової книги. У початковому стані є одна "чиста" кодова книга. Перша знайдена гілка, що не є нуль-деревом, поміщається в кодову книгу, а на приймальну сторону передається код даної гілки (оскільки гілка була першою, то передається код 0). Надалі будь-яка знайдена гілка порівнюється з всіма гілками, що вже знаходяться в кодовій книзі. Хай  $S$  – поточний розмір кодової книги. Якщо всі коефіцієнти даної гілки  $V_i$  відрізняються від якоїсь гілки  $V_n$  з кодом  $S$ , що знаходиться в кодовій книзі, не більше ніж на поріг  $Thr$ , то ці гілки вважаються ідентичними, і на приймальну сторону передається код  $S$ . Якщо жодна гілка в словнику не збіглася з кодованою гілкою, то в словнику заводиться новий запис для гілки  $V_i$  і передається новий код  $S+1$ . Щоб коди всіх гілок були однобайтовими, розмір кодової книги обмежується 250 значеннями. Таким чином, якщо розмір книги перевищить 250, то буде заведена нова кодова книга, і подальша робота вироблятиметься лише з нею. В більшості випадків спостерігається великий відсоток попадання кодованих гілок в кодову книгу.



Порівняння такого підходу до кодування вейвлет-коефіцієнтів з іншими методами кодування приведене в таблицях 2.1 і 2.2, де MSE – середньоквадратична помилка, SNR – відношення сигнал/шум, PSNR – відношення максимального значення сигналу до MSE.

Ще одним із способів кодування вейвлет коефіцієнтів, є метод шаблонно-блокового кодування, який заснований на високій структурованості і розрідженості вейвлет коефіцієнтів.

У даному методі кожна субсмуга вейвлет-перетворення, за винятком низькочастотної складової, кодується окремо [3]. Субсмуга розбивається на блоки розміром 4x4, які замінюються кодом одного з шаблонів, щонайкраще відповідного цьому блоку.

Таблиця 2.1 - Об'єм стислих даних для різних методів стиснення зображень

Метод стиснення	До вторинного стиснення	Після вторинного стиснення (zip)
Вихідний файл BMP	227k	137k
JPEG	—	25k
Стиснення однорідних локальних областей		
Метод нуль-дерева	101k	50k
Метод шаблонно-блокового кодування	83k	34k
Стиснення цілого зображення		
Метод нуль-дерева	67k	38k
Метод шаблонно-блокового кодування	54k 28.7	24k

Метод нуль-дерева з кодовою книгою	59k	22k
------------------------------------	-----	-----

Таблиця 2.2 - Порівняння якості стисненого зображення

Метод стиснення	MSE	SNR	PSNR
JPEG	89.9	22.7	28.6
Стиснення однорідних локальних областей			
Метод нуль-дерева	185	18.5	24.4
Метод шаблонно-блокового кодування	514.8	15.3	21
Стиснення цілого зображення			
Метод нуль-дерева	103.0	19.3	25.0
Метод шаблонно-блокового кодування	357	16.8	22.6
Метод нуля-дерева з кодовою книгою	86.7	22.7	28.7

Оскільки високочастотні складові вейвлет-перетворення добре описують кордони на зображенні, шаблони також повинні відображати кордони різних орієнтацій (рисунок 2.3)

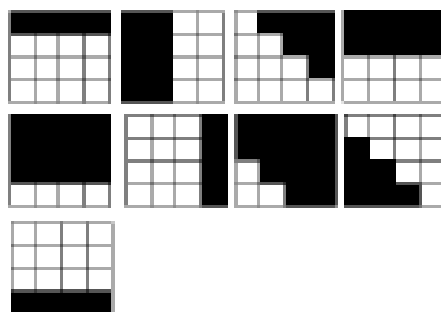


Рисунок 2.3 - Приклади шаблонів

Блоки діляться на однорідних і граничних. Однорідний блок – це блок, в якому всі пікселі мають однакову інтенсивність. Граничний блок – це блок, який має один кордон, який проходить уздовж всього блоку.

Для класифікації блоків була розроблена спеціальна класифікаційна схема, яка визначала, чи є блок однорідним або граничним. Якщо блок є граничним, то він замінюється кодом одного з кінцевих шаблонів, щонайкраще відповідним йому. У літературі приведено 250 різних шаблонів, які найчастіше зустрічаються в зображеннях.

Зрештою, на приймальну сторону передаються або 2 числа, якщо блок однорідний, або 3 числа (індекс блоку, найбільша і найменша інтенсивність в блоці), якщо він граничний. Природно, що передаваний потік даних також піддавався вторинному стисненню.

Оскільки стиснення даних має на увазі облік статистичних зв'язків між елементами зображення, те застосування оборотних дискретних ортогональних перетворень до окремих областей зображення, а не до зображення в цілому в деяких випадках може відкривати можливості для збільшення коефіцієнта стиснення.

В процесі виділення сегментів беруть участь 2 копії одного зображення: одна копія зберігає оригінальні значення пікселів, а друга використовується для пошуку сегментів.

Виділення сегментів можна описати наступним алгоритмом:

1. Фільтрація зображення для усунення сплесків(як фільтр використовувався медіанний фільтр) яскравості.
2. Квантування зображення (зменшення рівнів градацій сірого).
3. Виділення отриманих сегментів на квантованому зображенні.

Зупинимося детальніше на останньому кроці – виділенні сегментів на зображенні.

Класичні методи сегментації засновані на використанні порогу інтенсивності. Якщо точки зображення мають значення вище (нижче) деякого

порогу, то вони належать області, інакше – не належать. Ці методи мають ряд недоліків. По-перше, методи розпізнавання по рівню інтенсивності дають погані результати, якщо є зміна інтенсивності освітленості в просторі зображення. По-друге, якщо усередині області спостерігається зміна інтенсивності, то метод виділить декілька концентричних областей.

У зв'язку з цими недоліками пропонується використовувати декілька інший метод сегментації зображення.

На початку шукається точка  $V_{max}(X_{max}, Y_{max})$  максимальної інтенсивності  $I_{max}$ , ця крапка вважається стартовою (рисунок 2.4). На наступному кроці до  $k$  розмічаються лише ті крапки, які мають сусідів з числа крапок, розмічених на попередньому кроці ( $k-1$ ).

Крапка вважається належної області, якщо виконуються наступні умови:

- 1) якщо хоч би одна з сусідніх крапок належить сегменту, що виділяється;
- 2) якщо інтенсивність крапки потрапляє у визначуваний на кожному кроці інтервал інтенсивностей  $[I_{top}, I_{bottom}]$ , визначуваних як доля інтенсивності  $I_{max}$  точки  $V_{max}$ ;
- 3) точка  $V(i,j)$  може бути відмічена, якщо лінія, проведена із стартової точки  $V_{max}$ , лежачої на кордоні, побудованому на попередніх кроках області, до точки  $V(i,j)$  не пересікає кордонів цієї області. При виконанні алгоритму лінія будується по алгоритму Бразенхейма [8].

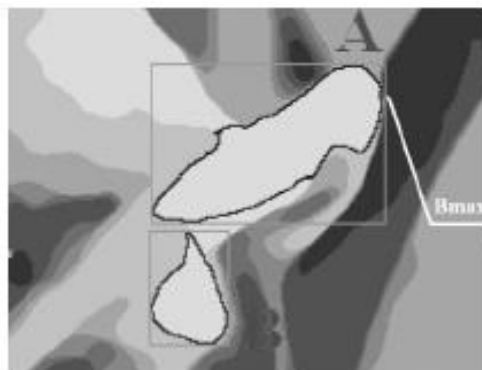


Рисунок 2.4 - Виділення сегментів А і В

Таким чином, в результаті роботи алгоритму виходить безліч крапок,

складових сегмент, що виділяється. Цей сегмент оточується прямокутною областю, фон області заповнюється інтенсивністю граничних точок сегменту. До отриманого об'єкту застосовується один з вищеописаних методів стиснення, і формується пакет даних: параметри сегменту (координати верхнього лівого кута, ширина і висота) і стислі дані. Потім отриманий пакет стиснюється вторинним алгоритмом стиснення.

## 2.2 Алгоритм відновлення вихідного зображення в декодері.

Скорочення тимчасових витрат при невеликих коефіцієнтах стиснення з втратами можна досягти використовуючи алгоритм зниження розрізнення з подальшим відновленням за рахунок апроксимації значень сусідніх пікселів зображення.

Розглянемо для прикладу стиснення зображення, вихідний розмір якого складає  $8 \times 8 = 64$  пікселя (рисунок 2.5).

Крок 1. Будуємо двовимірний масив вихідного зображення з округленням до найближчого цілого числа:

$$I = \begin{bmatrix} 46 & 54 & 55 & 52 & 44 & 52 & 56 & 55 \\ 51 & 59 & 60 & 56 & 48 & 56 & 57 & 56 \\ 52 & 61 & 63 & 61 & 53 & 62 & 62 & 62 \\ 50 & 58 & 61 & 58 & 50 & 58 & 60 & 61 \\ 53 & 60 & 62 & 60 & 51 & 58 & 57 & 57 \\ 49 & 57 & 61 & 60 & 51 & 57 & 59 & 59 \\ 50 & 60 & 61 & 57 & 49 & 58 & 58 & 59 \\ 47 & 56 & 58 & 55 & 47 & 57 & 57 & 59 \end{bmatrix}.$$

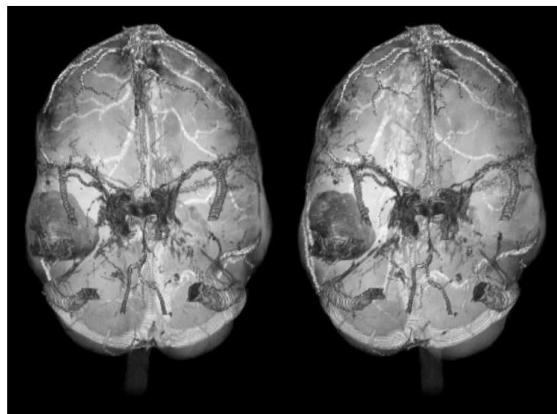


Рисунок 2.5 - Вихідне зображення

Крок 2. Виконуємо проріджування за правилом:

$$\text{для непарних рядків } I(l, k) = \begin{cases} 0, & \text{для } k = 1, 3, 5, \dots, \\ I(l, k), & \text{для } k = 2, 4, 6, \dots, \end{cases}$$

для парних рядків  $I(l,k) = \begin{cases} 0, & \text{для } k = 2, 4, 6, \dots, \\ I(l,k), & \text{для } k = 1, 3, 5, \dots, \end{cases}$

В результаті отримуємо масив з 32 нульовими елементами:

$$I = \begin{bmatrix} 0 & 54 & 0 & 52 & 0 & 52 & 0 & 55 \\ 51 & 0 & 60 & 0 & 48 & 0 & 57 & 0 \\ 0 & 61 & 0 & 61 & 0 & 62 & 0 & 62 \\ 50 & 0 & 61 & 0 & 50 & 0 & 60 & 0 \\ 0 & 60 & 0 & 60 & 0 & 58 & 0 & 57 \\ 49 & 0 & 61 & 0 & 51 & 0 & 59 & 0 \\ 0 & 60 & 0 & 57 & 0 & 58 & 0 & 59 \\ 47 & 0 & 58 & 0 & 47 & 0 & 57 & 0 \end{bmatrix}.$$

Результат перетворення показано на рисунку 2.6.

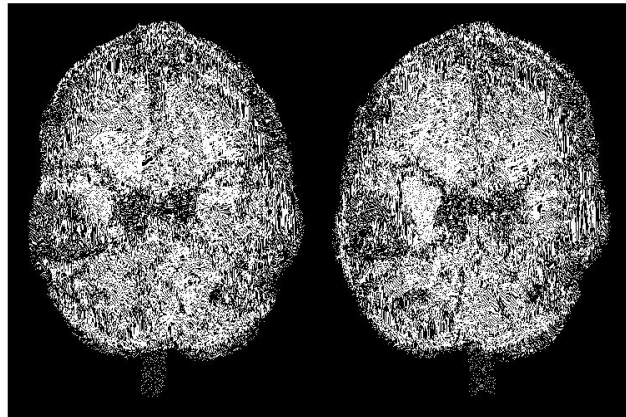


Рисунок 2.6 - Вихідне зображення зі вставкою нульових елементів

Крок 3. Виконуємо видалення нульових елементів і створюємо переіндексований двовимірний масив.

$$Y = \begin{bmatrix} 54 & 52 & 52 & 55 \\ 51 & 60 & 48 & 57 \\ 61 & 61 & 62 & 62 \\ 50 & 61 & 50 & 60 \\ 60 & 60 & 58 & 57 \\ 49 & 61 & 51 & 59 \\ 60 & 57 & 58 & 59 \\ 47 & 58 & 47 & 57 \end{bmatrix}.$$

Масив  $Y$  складається з ненульових елементів і має розмір  $4*8=32$  пікселя.  
Таким чином, коефіцієнт стиснення складає

$$K_d = \frac{size(I)}{size(Y)} = \frac{8 \times 8}{8 \times 4} = \frac{64}{32} = 2, \quad (2.3)$$

Стиснене по рядках зображення показано на рисунку 2.7

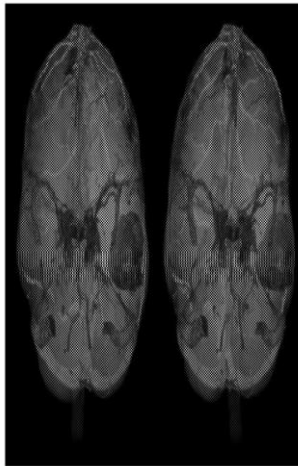


Рисунок 2.7 - Зображення з видаленими нульовими елементами



Крок 1. Виконуємо заповнення масиву нульовими елементами за правилом:

$$\text{для непарних рядків } I(l, k) = \begin{cases} 0, \text{ для } k = 1, 3, 5, \dots, \\ Y(l, k * 2), \text{ для } k = 2, 4, 6, \dots, \end{cases}$$

$$\text{для парних рядків } I(l, k) = \begin{cases} 0, \text{ для } k = 2, 4, 6, \dots, \\ Y(l, k * 2 + 1), \text{ для } k = 1, 3, 5, \dots, \end{cases}$$

В результаті отримаємо масив з 32 нульовими елементами:

$$I = \begin{bmatrix} 0 & 54 & 0 & 52 & 0 & 52 & 0 & 55 \\ 51 & 0 & 60 & 0 & 48 & 0 & 57 & 0 \\ 0 & 61 & 0 & 61 & 0 & 62 & 0 & 62 \\ 50 & 0 & 61 & 0 & 50 & 0 & 60 & 0 \\ 0 & 60 & 0 & 60 & 0 & 58 & 0 & 57 \\ 49 & 0 & 61 & 0 & 51 & 0 & 59 & 0 \\ 0 & 60 & 0 & 57 & 0 & 58 & 0 & 59 \\ 47 & 0 & 58 & 0 & 47 & 0 & 57 & 0 \end{bmatrix}.$$

Крок 2. Виконуємо відновлення вихідного масиву усереднюванням сусідніх з нульовим елементів в кожному рядку:

$$J(l, k) = I(l, k - 1) / 2 + I(l, k + 1) / 2, \quad (2.4)$$

$k$  - номер нульового елемента в рядку.

В результаті отримаємо масив:

$$J = \begin{bmatrix} 53 & 54 & 53 & 52 & 52 & 52 & 53 & 55 \\ 51 & 55 & 60 & 54 & 48 & 52 & 57 & 54 \\ 61 & 61 & 61 & 61 & 61 & 62 & 62 & 62 \\ 50 & 55 & 61 & 55 & 50 & 55 & 60 & 57 \\ 60 & 60 & 60 & 60 & 59 & 58 & 57 & 57 \\ 49 & 56 & 61 & 56 & 51 & 54 & 59 & 57 \\ 59 & 60 & 59 & 57 & 57 & 58 & 58 & 59 \\ 47 & 54 & 58 & 54 & 47 & 52 & 57 & 54 \end{bmatrix}.$$

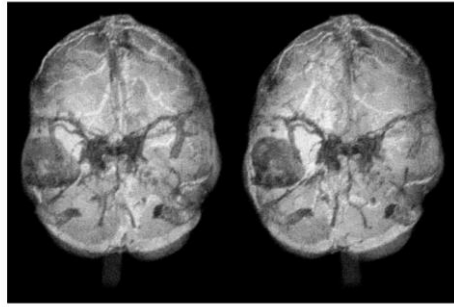


Рисунок 2.8 - Зображення після усереднювання сусідніх елементів в рядку

Крок 3. Виконуємо відновлення вихідного масиву усереднюванням стовпців в ковзаючому вікні розміром 2:

$$J(l, k) = J(l-1, k)/2 + J(l, k)/2, \quad (2.5)$$

В результаті отримаємо відновлений масив:

$$\hat{I} = \begin{bmatrix} 51 & 55 & 60 & 57 & 49 & 55 & 58 & 58 \\ 51 & 59 & 61 & 57 & 49 & 57 & 58 & 57 \\ 51 & 60 & 62 & 60 & 52 & 61 & 61 & 62 \\ 50 & 58 & 61 & 58 & 50 & 58 & 60 & 61 \\ 52 & 59 & 62 & 60 & 51 & 58 & 57 & 57 \\ 49 & 57 & 61 & 60 & 51 & 57 & 59 & 59 \\ 49 & 59 & 60 & 56 & 49 & 58 & 58 & 59 \\ 47 & 56 & 58 & 55 & 47 & 57 & 57 & 59 \end{bmatrix}.$$

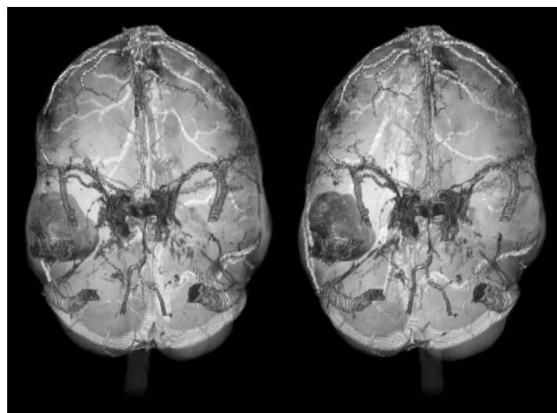


Рисунок 2.9 - Відновлене зображення

Оцінку якості відновленого зображення зручно проводити по критерію

середньоквадратичного відхилення:

$$\sigma = \sqrt{\frac{\sum_{i=0}^{N-1} [I(i) - I'(i)]^2}{\sum_{i=0}^{N-1} [Y(i)]^2}}, \quad (2.6)$$

де  $I$  - відліки вихідного сигналу,  $Y$  - відліки відновленого зображення.

Для даного прикладу  $\sigma = 5$ . За допомогою даного алгоритму можна стиснювати вихідне зображення і в більше число разів кратне мірі 2.

### 2.3 Алгоритм стиснення медичного зображення в 4 рази

Використаємо базовий алгоритм для стиснення в два рази.

Крок 1. Будуємо двовимірний масив вихідного зображення  $I(N \times V)$  з округленням до найближчого цілого числа.

Крок 2. Застосовуємо алгоритм стиснення в два рази до  $I(N \times V)$ . Отримуємо масив  $Y(N/2 \times V)$ .

Крок 3. Перевіряємо виконання умови  $N/2 > V$ . Якщо умова виконується те переходимо на крок 4, інакше виконуємо операцію транспонування масиву  $Y = Y^T$ .

Крок 4. Застосовуємо алгоритм стиснення в два рази до масиву  $Y$ .



Рисунок 2.10 - Стандартне тестове зображення «Олена»  
з розрізненням 512x512 пікселів

Загальний об'єм інформації, необхідний для представлення даного зображення складає:

$$V = LxC = 512x512 = 262144 \text{ бита}, \quad (2.7)$$

где  $L$  – число строк,  $C$  – число столбцов.

Ентропія даного об'єкту складає:

$$H = -\sum_{i=1}^{255} p(i) \log_2 p(i) = 7.6 \text{ біт/симв}, \quad (2.8)$$

де  $p(i)$  - імовірність того, що значення символу рівне.

Зображення «Олена» після виконання алгоритму проріджування відліків в два рази приведене на рисунку 2.11.



Рисунок 2.11 - Стандартне тестове зображення «Олена» після проріджування відліків

Об'єм інформації, необхідний для представлення даного зображення залишився незмінним:

$$V = LxC = 512 \times 512 = 262144 \text{ біта}, \quad (2.9)$$

однак ентропія зменшилась  $H=4.28$  біт/симв.

На рисунку 2.12 представлено зображення після видалення всіх нульових значень пікселів.

Об'єм інформації, необхідний для представлення зображення складає

$$V_1 = LxC = 512 \times 256 = 131072, \quad (2.10)$$

Таким чином, коефіцієнт стиснення складає

$$K_{comp} = \frac{V}{V_1} = \frac{262144}{131072} = 2, \quad (2.11)$$



Рисунок 2.12 - Стандартне тестове зображення «Олена» після видалення нульових значень пікселів

Застосовуючи до стисненого в два рази зображення кодування методом Хаффмана отримаємо масив об'ємом

$$V_h = 30840 \text{ біт}, \quad (2.12)$$

Таким чином, підсумковий коефіцієнт стискування склав:

$$K_{comp} = \frac{V}{V_h} = \frac{262144}{30840} = 8.5 \text{ раз}, \quad (2.13)$$

Узагальнена схема системи передачі кодованого зображення представлена на рисунку 2.13.

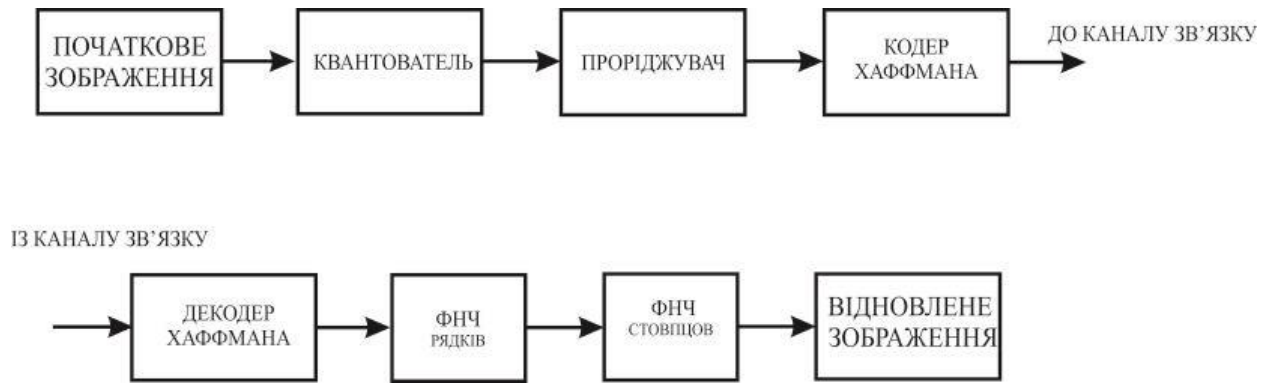


Рисунок 2.13 - Узагальнена структурна схема системи передачі кодованого зображення

Після декодера коди Хаффмана, переіндексації масиву, і усереднювання значення сусідніх елементів зображення по рядках і по стовпцях отримуємо декодоване (відновлене) зображення (рисунок 2.14).



Рисунок 2.14 - Відновлене зображення «Олена», СКО=4.1%

Порівняння зображень рисунку 2.10 і рисунку 2.14 показує, що втрата деяких дрібних деталей не позначається на якості сприйняття. Вейвлет-обробка даного зображення при тому ж значенні коефіцієнта стиснення дозволяє набути

значення  $SKO=2.1\%$ . Проте обчислювальна ефективність дискретного вейвлет-перетворення істотно нижча.

Залежність  $SKO$  від коефіцієнта стиснення представлено на рисунку 2.15.

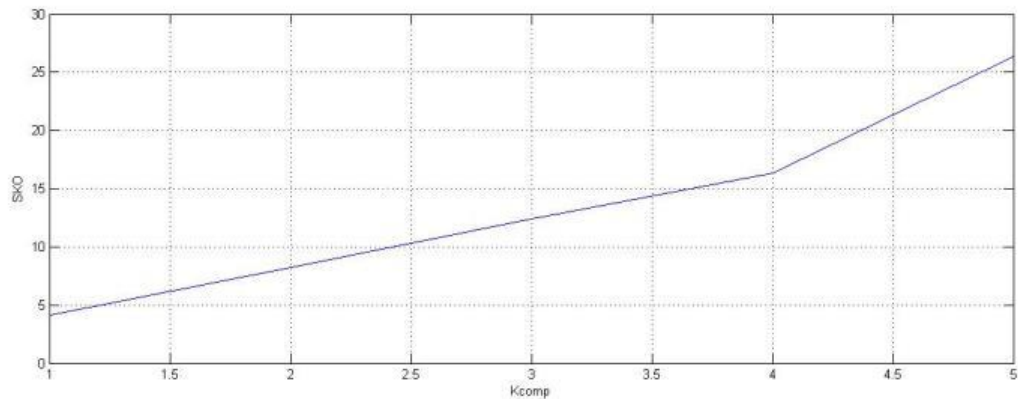


Рисунок 2.15 - Залежність  $SKO$  від коефіцієнта стиснення

### Висновок

Таким чином вейвлет-коефіцієнти потім стиснюються за допомогою вторинного алгоритму стиснення, який заснований на кодуванні, усуваючому надмірність. Деякі вейвлет-перетворення при відновленні зображення допускають прояви граничних артефактів, які не дозволяють правильно зістикувати сегменти один з одним. Скорочення тимчасових витрат при невеликих коефіцієнтах стиснення з втратами можна досягти використовуючи алгоритм зниження розрізнення з подальшим відновленням за рахунок апроксимації значень сусідніх пікселів зображення.



### 3. Розробка адаптованого алгоритму

#### 3.1 Порівняльний аналіз різних алгоритмів стиснення зображень з використанням вейвлет-перетворень

Кодування зображень на основі вейвлет-перетворення переслідує мету зниження інформаційного навантаження на канал передачі даних з низькою пропускною спроможністю. Таким чином, стиснення зображень є одне з основних завдань, що покладаються на вейвлет-перетворення.

Алгоритм стиснення зображень JPEG-2000 [1,2] на сьогоднішній день вважається одним з кращих і по ефективності стиснення помітно перевершує загальновідомий метод JPEG. Цей алгоритм заснований на вейвлет-перетворенні вихідного зображення і роботі з отриманими вейвлет-коефіцієнтами, які стискаються значно краще, ніж пікселі вихідного зображення. В той же час як вейвлет-перетворення, так і обробка коефіцієнтів досить складні і вимагають великої обчислювальної потужності, і тому JPEG-2000 доки застосовують лише в тих випадках, коли потрібно отримати як можна краща якість стислого зображення, а час виконання не критичний. У зв'язку з цим великий інтерес представляють способи, що дозволяють поліпшити тимчасові характеристики перетворень.

З метою вибору методу оптимізації тимчасових характеристик розглянемо основні положення алгоритму JPEG-2000, які полягають в наступному.

До вихідного зображення застосовується вейвлет-перетворення із заданим числом рівнів. Під дискретним вейвлет-перетворенням розуміється фільтрація рядка (або стовпця) вихідного зображення двома вейвлет-фільтрами. Це фільтри з кінцевою імпульсною характеристикою (КИХ-фільтри), один з яких - низькочастотний фільтр L, а інший - високочастотний фільтр H. Оскільки після фільтрації частотний діапазон скорочується в два рази, профільтровані дані, згідно з теоремою Котельникова, можна прорідити удвічі, тобто прибрати,

допустимі, всі парні коефіцієнти. Потім з отриманих компонентів складається новий рядок, як показано на рисунку 3.1.

$$\begin{array}{c}
 \mathbf{x} \\
 \boxed{x_1 \quad x_2 \quad x_3 \quad x_4 \quad x_5 \quad x_6} \\
 \\
 l_i = \sum_j L_j x_{j-i} \quad h_i = \sum_j H_j x_{j-i} \\
 \\
 \boxed{l_1 \quad l_2 \quad l_3} \quad \boxed{h_1 \quad h_2 \quad h_3} \\
 \\
 \begin{array}{cc}
 L & H \\
 \boxed{l_1 \quad l_2 \quad l_3} & \boxed{h_1 \quad h_2 \quad h_3}
 \end{array}
 \end{array}$$

Рисунок 3.1 - Вейвлет-перетворення одновимірного сигналу

Для двовимірного сигналу існує окреме двовимірне вейвлет-перетворення. Але його досить складний реалізувати, і на практиці його зазвичай замінюють одновимірним. Така заміна не сильно програє як стиснення, але при цьому істотно спрощує фільтрацію. У одновимірному випадку спочатку фільтрують рядки, потім стовпці. Зображення розпадається на 4 частини (рисунку 3.2).

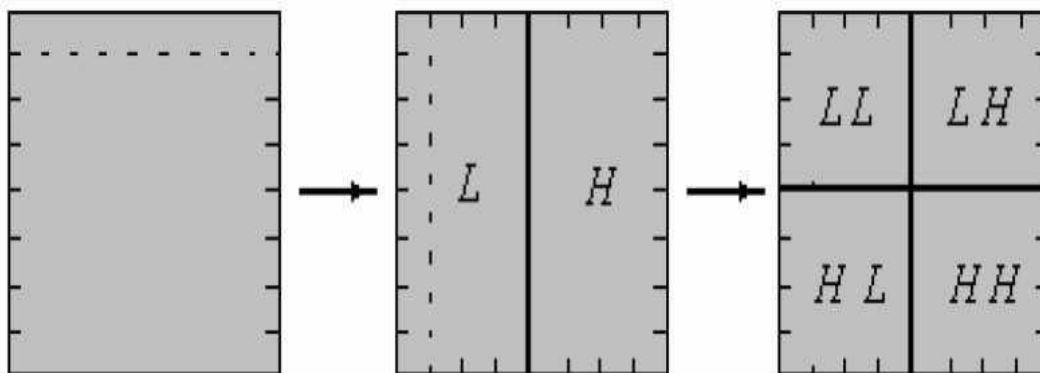


Рисунок 3.2 - Фільтрація двовимірного сигналу-зображення

Потім до частини, яка профільтована низькочастотними фільтрами застосовують ту саму процедуру. Алгоритм має назву алгоритму Малла (рисунок 3.3).

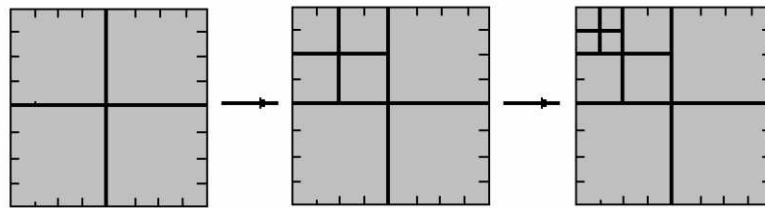


Рисунок 3.3 - Алгоритм Малла

Результат вейвлет-перетворення виглядатиме таким чином (рисунок 3.4):

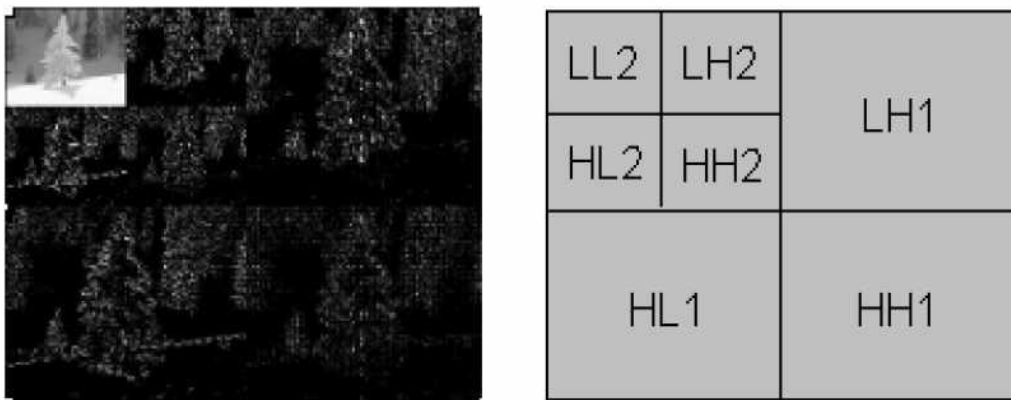


Рисунок 3.4 Результат дворівневого вейвлет-перетворення

Тут показано дворівневе вейвлет-перетворення. Частина у верхньому лівому кутку профільтована лише низькочастотними фільтрами і є згладженою зменшеною копією оригінала. Вся остання область профільтована як низькочастотними, так і високочастотними фільтрами. На ній помітні обширні ділянки близьких до нуля коефіцієнтів і окремі яскраві крапки, які означають різкі перепади яскравості на вихідному зображенні. Ця частина дуже добре личить для стиснення без втрат традиційними алгоритмами. Власне, здобуття більшого числа нульових коефіцієнтів і є основною метою вейвлет-перетворення, само ж перетворення стиснення не дає.

Оптимальним з точки зору критерію "якість — складність реалізації" є дворівневе вейвлет-перетворення [10]. Значне збільшення числа рівнів не приводить до помітного підвищення ефективності стиснення, а складність алгоритму істотно зростає.

Далі застосовується послідовне кодування всіх частотних блоків LL2, LH2 і так далі. Кодування здійснюється арифметичним методом за допомогою імовірносної моделі, і проводиться в наступній послідовності:

1) визначається розрядність коефіцієнтів блоку по формулі:

$$N_{\max} = \text{ceil}(\log_2(C_{\max})), \quad (3.1)$$

де  $C_{\max}$  -- це максимальний по модулю коефіцієнт.

2) у всіх коефіцієнтів кодуються біти на місці, потім і так далі.

Такий спосіб називається кодуванням поверхів бітів (bit plane), в алгоритмі Jpeg-2000 кожен поверх бітів кодується в три стадії, які називаються significance pass, refinement pass, cleanup pass. Імовірнісна модель для арифметичного кодування будується на тому факті, що великі і малі коефіцієнти блоку не перемішані рівномірно, а концентруються в окремих областях, і це дозволяє судити про значення кодованого біта, розглядаючи величину найближчих вейвлет-коефіцієнтів.

Відмінною рисою JPEG-2000 є наявність так званого методу оптимізації довжини кодів блоків (optimized truncation). Як вже було сказано, біти послідовно кодуються від значення  $N_{\max}$  аж до молодшого біта (LSB, least significant bit), причому закодовані дані відразу не посилаються у вихідний потік, а запам'ятовуються в пам'яті. Після того, як закодовані всі блоки, в пам'яті залишається набір закодованих даних (для двохуровневого вейвлет-перетворення цей набір складається з 7 елементів). Завдання методу – оптимізувати довжину елементів так, щоб забезпечити необхідну міру стиснення і одночасно так

підібрати співвідношення довжин елементів, щоб середньоквадратична помилка стиснення була найменшою. У пам'яті залишаються лише дані, які забезпечують кращу якість стиснення при заданій мірі стиснення (рисунку 3.5) [13].

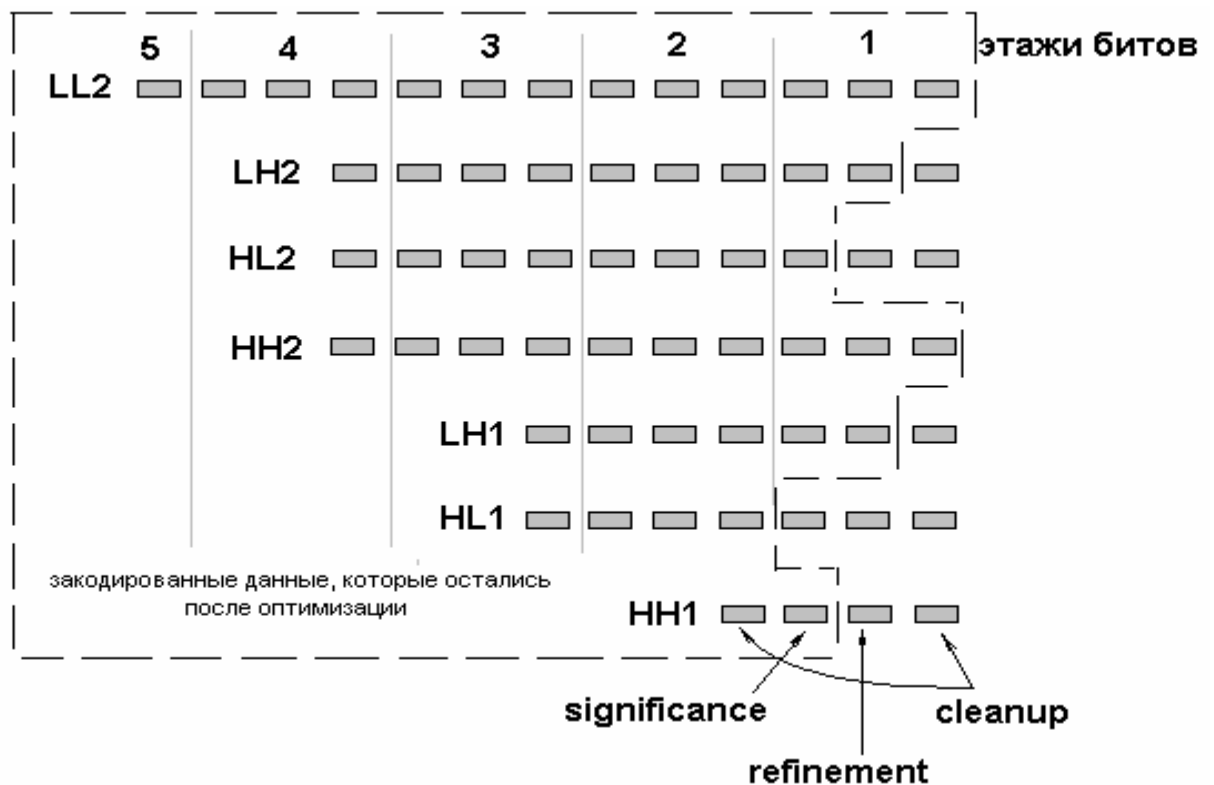


Рисунок 3.5 - Оптимізація довжин закодованих даних

Такий підбір робиться за допомогою R-D кривих (Rate-distortion curves), а отримують їх таким чином. Як вже було сказано, кожен поверх бітів кодується в 3 стадії, і на кожній стадії визначаються дві величини - вклад, який дана стадія дає в зменшення середньоквадратичної помилки -  $MSE_{decrease}$ , і збільшення довжини коду  $A$ . Їх відношення, тобто величина  $MSE_{decrease}/A$  і є значення R-D кривою для даної стадії.

Як видно на рисунку, ця крива убуває із збільшенням кількості стадій. Тепер, коли для кожного блоку побудовані R-D криві, потрібно лише вибрати відповідний рівень для забезпечення необхідної міри стиснення, і закодовані дані

"усічуться" таким чином, що середньоквадратична помилка буде найменшою (рисунок 3.6).

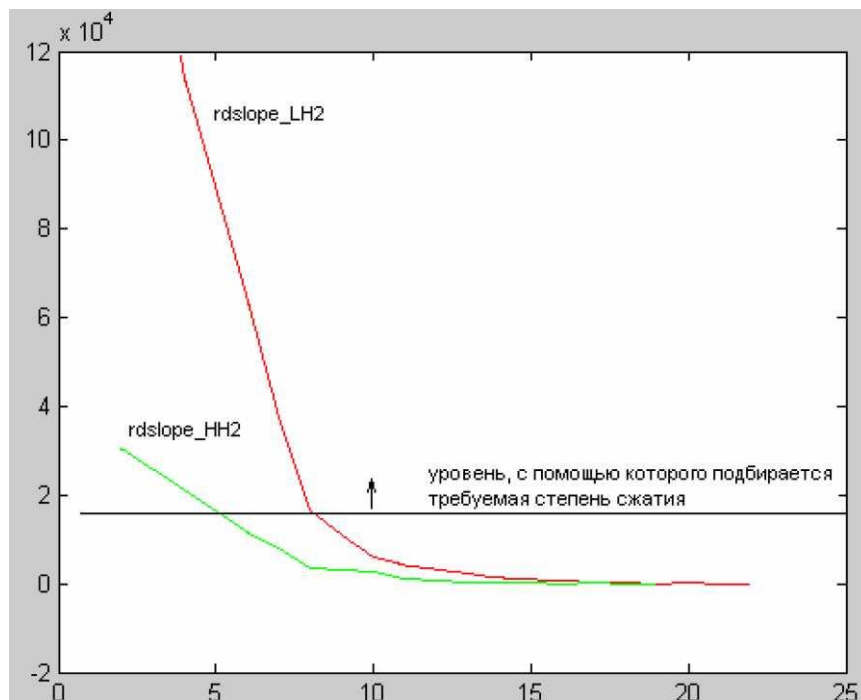


Рисунок 3.6 - Підбір співвідношення довжин закодованих даних (по осі ординат - величина Msedecrease/A, по осі абсцис - кількість стадій кодування)

Цей метод оптимізації довжини коди створює певні незручності, головне з яких - необхідність кодувати всі блоки до найменшого біта LSB. Оскільки сама стадія кодування поверхів бітів віднімає найбільший час, представляє інтерес знайти деякий критерій, по якому можна визначити, до якого біта виробляти кодування, - LSB або можна зупинитися раніше. Наприклад, кодування до біта LSB +2 дає вигравш в часі обчислення порядку 20%. Пошук подібного критерію спрощується, якщо ввести деякі обмеження, наприклад, розглядати лише природні зображення і обмежитися одним вибраним коефіцієнтом стиснення. Обмежимося для визначеності мірою стиснення. Основна проблема при знаходженні такого критерію полягає в тому, що важко знайти постійну величину, не залежну від статистики стисненого зображення. Наприклад не можна жорстко задати значення біта, до якого потрібно виробляти кодування, -

для різних зображень це значення буде різним. Найбільш відповідною величиною для критерію, як показав досвід, є відношення довжини закодованих

даних блоку LL2 до повної довжини закодованих даних  $\frac{b_1}{\sum_i b_i}$ .

Це відношення слабо залежить від статистики і знаходиться в інтервалі 0.17...0.23 для всіх типів досліджених космічних знімків. Даний інтервал відповідає стискуванню 5, для інших величин цей інтервал буде іншим.

Дослідження показують, що залежність цього відношення від міри стиснення лінійна, причому нахил лінії однаковий для всіх зображень, проте цей факт доки не знайшов практичного вживання.

Отже, отримуємо:

$$\frac{b_1}{\sum_i b_i} = 0.17...0.23 \approx 0.2, \quad (3.2)$$

Алгоритм кодування блоку LL2 приведено на рисунку 3.7 [13].

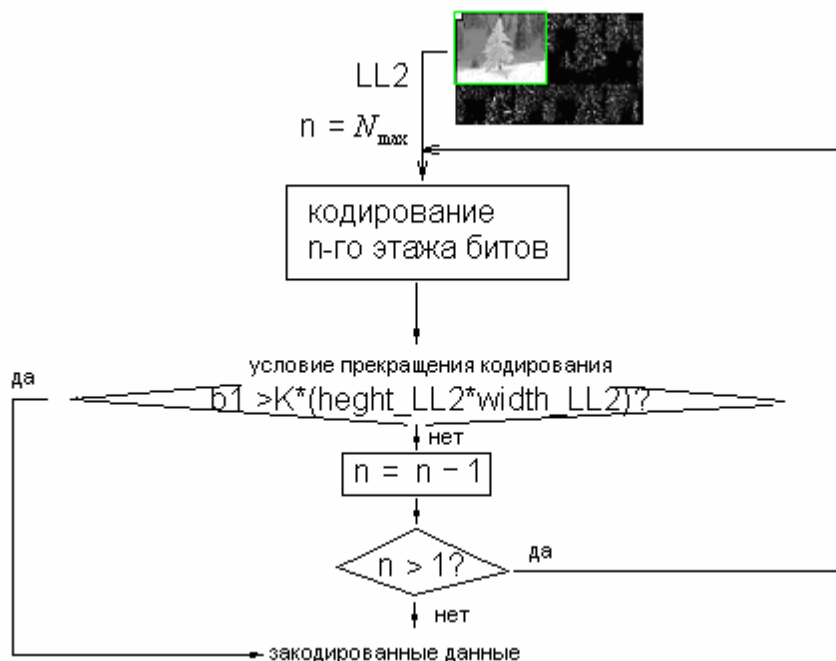


Рисунок 3.7 - Алгоритм кодування блоку LL2

(на вихід йдуть закодовані дані b1)

$$\frac{b_1}{\sum_i b_i}$$

Оскільки у функцію передається блок LL2, можна зв'язати значення з розмірами цього блоку і знайти коефіцієнт в нерівності для припинення кодування.

$$b_1 \approx 0.2 \sum_i b_i \approx \frac{0.2HW}{5}, \quad (3.3)$$

де  $H$  і  $W$  – відповідно, висота і ширина зображення. Тоді LL2 це  $\frac{1}{4}H$  та  $\frac{1}{4}W$ .

Знаходимо

$$K = \frac{b_1}{\frac{1}{16}HW} \approx \frac{\frac{0.2HW}{5}}{\frac{1}{16}HW} \approx 0.64, \quad (3.4)$$

Цей критерій випробуваний на ряді різних за статистикою знімків і довів свою ефективність. Наприклад, для представлених знімків моря він забезпечує кодування до LSB і LSB+2, відповідно, що для знімка міста забезпечує заощадження часу 18%.

Як показав досвід, для стиснення космічних знімків саме алгоритм JPEG-2000 виявився найбільш відповідним. Основна його перевага в тому, що він не вносить до знімка помилкові високочастотні об'єкти, як, наприклад, алгоритм JPEG, а працює як низькочастотний фільтр. Це перевагу дуже легко оцінити візуально, проте, якщо порівнювати якість стиснення цих алгоритмів по поширеному критерію середньоквадратичної помилки, то по цьому критерію переваги в JPEG-2000 при стисненні деяких знімків немає [3]. З цієї причини фахівці в області стиснення зображень поступово відмовляються від цього критерію, вважаючи за краще замінити його іншими. З цієї точки зору для деяких знімків великий інтерес представляє тестування якості зображення, оскільки встановлено, що існує зв'язок між гранично вирішуваним елементом і імовірністю розпізнавання об'єкту [4].



На не стислому зображенні фрагмента світу визначається гранично-вирішуваний елемент по критерію гранично-вирішуваного елемента [ОСТ ВЗ-3599-77].

Розглянемо суть даного критерія. Гранично-вирішуваним елементом вважається той елемент, в якому:

- 1) можна злічити число штрихів;
- 2) число штрихів групи світу збігається зі числом штрихів групи в її зображенні;
- 3) між сусідніми штрихами однакової яскравості допускаються перемички, їх щільність візуально не помітна від зображення штрихів в зоні злиття, розміри перемички не повинні перевищувати періоду групи цих штрихів;
- 4) не допускаються перемички між несуміжними штрихами.

Розмір шпала цього елемента береться за початкову точку відліку і відповідає величині лінійного дозволу на місцевості ( $L_{rkm}=1$ ). Вихідне зображення стискають в 2, 3, 5 і т.д., та оцінюють гранично вирішуваний елемент світи на стислих зображеннях (рисунок 3.8).

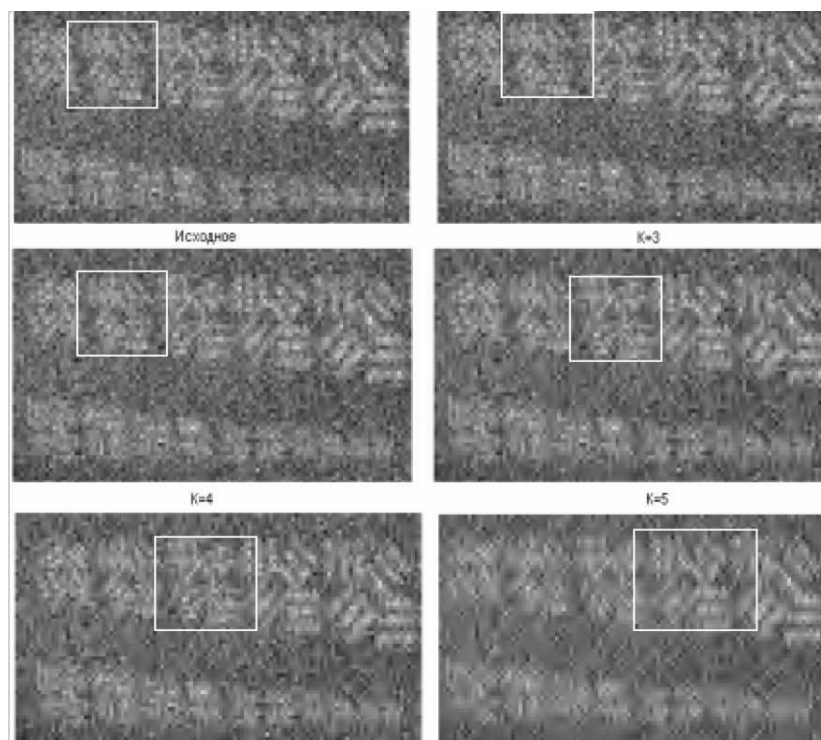


Рисунок 3.8 - Тестування алгоритму JPEG-2000 (прямокутники відмічені гранично-вирішувальні заходи)

Будується графік, де по осі абсцис відкладають міру стиснення  $D_0$ , а по осі ординат величину (у відсотках) відносної зміни LRM, яка визначає зниження якості зображень,:

$$\left( \frac{LRM_k}{LRM_{k=1}} - 1 \right) \cdot 100\% \quad (3.5)$$

Тестування алгоритмів JPEG і JPEG-2000 за допомогою даного критерію (рисунок 3.9) показало істотну перевагу JPEG-2000, особливо при високих мірах стиснення, що добре узгоджена з результатами візуального порівняння якості алгоритмів при стисненні фотознімків.

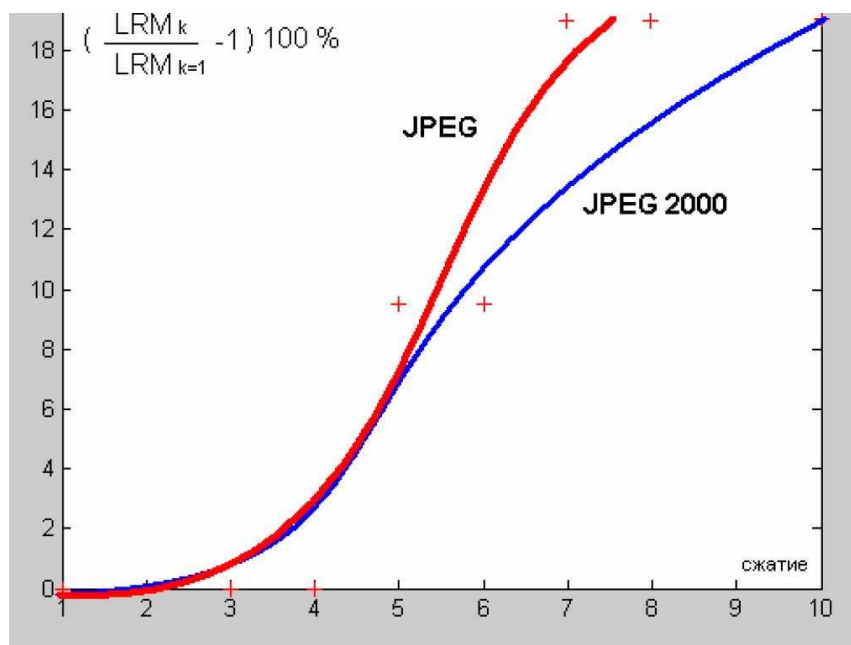


Рисунок 3.9 - Результати порівняння алгоритмів JPEG і JPEG-2000 за допомогою критерію гранично-вирішувальних заходів

Сформулюємо основні висновки відносно алгоритму кодування зображення JPEG-2000.

Алгоритм JPEG-2000 неефективний за часом виконання, оскільки що входять в нього вейвлет-перетворення і побітова обробка коефіцієнтів вимагають великих тимчасових витрат. Час виконання можна скоротити для

одного окремого випадку, коли стиснюються знімки природного походження і зафіксована міра стиснення. В цьому випадку існує стійкий зв'язок між кодуванням низьких і високих частот, що дозволяє оптимізувати довжину R-D кривих. В середньому це заощаджує 20% часу. Перевагу JPEG-2000 над JPEG як алгоритму стиснення в деяких випадках не можна однозначно встановити, використовуючи показник середньоквадратичної помилки (MSE).

### **3.2 Розробка алгоритму побудови кода Хаффмана адаптованого під апаратну реалізацію**

Після попередньої обробки зображення за допомогою вейвлет-перетворення або за допомогою алгоритму проріджування надмірність зображення, що залишилася, усувається спеціальними видами кодування ентропії.

Усунення надмірності джерела найлегше з точки зору обчислювальної складності забезпечується кодуванням кодами Хаффмана і Шеннона-Фано.

Метод Хаффмана дає досить високу швидкість і хорошу якість стиснення. Широко застосовується як в програмних (всілякі компресори, архіватори і програми резервного копіювання файлів і дисків), так і в апаратних (системи стиснення, "прошиті" в модеми і факси, сканери) реалізаціях.

Синтез універсального автомата для побудови кода Хаффмана – актуальне завдання, вирішення якого дозволяє побудувати адекватнішу модель джерела інформації і відповідно отримати більш оптимальний з точки зору середньої довжини код без вживання великих апаратних витрат.

Якщо розподіл імовірності символів алфавіту вхідного потоку відомий, то можна побудувати модель оптимального кодування. Проте зважаючи на існування величезного числа різних комбінацій потоку символів завдання значно ускладнюється, оскільки розподіл імовірності заздалегідь невідомий. У такому разі використовуються два підходи.

Перший – полягає в перегляді вхідного потоку і побудові кодування на підставі зібраної статистики, при цьому потрібно два проходи по масиву даних: один – для перегляду і збору статистичної інформації, другої, – для кодування. У такому разі у вихідний потік записується статистична схема використаного кодування. Це декілька обмежує сферу вживання таких алгоритмів, оскільки унеможливорює однопрохідного кодування "на льоту" вживаного в телекомунікаційних системах, де і об'єм даних часом не відомий, а їх повторна

передача або розбір може зайняти невиправдано багато часу. Даний метод відомий як статичне кодування Хаффмана.

Другий метод – метод адаптивного кодування. Його загальний принцип полягає в тому, щоб міняти схему кодування залежно від характеру змін вхідного потоку. Такий підхід має однопрохідний алгоритм і не вимагає збереження інформації про використане кодування в явному вигляді. Адаптивне кодування може дати велику міру стиснення, в порівнянні з статичним, оскільки більш повно враховуються зміни частот вхідного потоку. Даний метод відомий як динамічне кодування Хаффмана.

Оскільки статичні моделі (у яких розподіл приймається незмінним) в більшості випадків не дають максимальної якості стискування, набагато більший інтерес представляють так звані адаптивні моделі, що враховують поточний контекст потоку. Такі моделі дозволяють будувати швидкі однопрохідні алгоритми стиснення, що не вимагають апріорних знань про вхідний потік даних і таких, що будують розподіл “на льоту”.

У кодуванні Хаффмана вхідним символам ставляться у відповідність двійкові кодові комбінації змінної довжини. Довжина коди кожного символу назад пропорційна двійковому логарифму його імовірності. Це кодування є префіксним, що дозволяє легко його декодувати, оскільки при префіксному кодуванні код будь-якого символу не є префіксом коди жодного іншого символу – алфавіт унікальний.

Як правило, кодові комбінації синтезуються програмно. Для апаратної реалізації зазвичай використовується табличний метод. Його суть в тому, що кодування вхідних символів здійснюється за допомогою таблиці (розміщеною в ROM, ПЛМ і ін. носіях даних, що мають адресний доступ і відповідну розрядність), яка містить в собі інформацію про дерево або про декілька дерев, структура і кількість яких вибираються залежно від характеристик джерела інформації. По суті, в даному випадку таблиця є перетворювач коди, яка кодовій комбінації, що прийшла, ставить у відповідність одну з небагатьох

комбінацій коди Хаффмана, згідно із зміною одного або групи параметрів джерела [2].

Алгоритм побудови кодового дерева Хаффмана:

а) символи вхідного алфавіту утворюють список вільних вузлів. Кожен аркуш має вагу, яка може дорівнювати або імовірності, або кількості входжень символу в очікуване повідомлення;

б) вибираються два вільні вузли дерева з найменшими вагами;

в) створюється вузол з сумарною вагою вибраних вузлів;

г) створений вузол додається в список вільних, а два початкових віддаляються з цього списку;

д) одному зв'язку, що виходить із створеного вузла, ставиться у відповідність біт 1, інший – біт 0;

е) далі пункти повторюються, починаючи з другого, до тих пір, поки в списку вільних вузлів не залишиться лише один вільний вузол. Він і вважатиметься коренем дерева. Здобуття кодових комбінацій Хаффмана здійснюється переміщенням по дереву від аркуша до кореню і записом по шляху відповідних біт вузлів, яка кінець кінцем і дасть нам необхідну кодову послідовність.

Апаратна реалізація адаптивного кодування досить складна, тому на сьогоднішній день в різних пристроях застосовуються статичні методи кодування з декількома можливими варіантами розподілів імовірності символів кодованого алфавіту.

У загальному вигляді автомат побудови коди Хаффмана можна представити вхідним алфавітом

$$A = \{a_i : i = 1, 2, \dots / A / \}, \quad (3.6)$$

розподіл вірогідності якого

$$P = \{p_i : i = 1, 2, \dots / A / \}, \quad (3.7)$$

вихідним алфавітом

$$Y = \{y_i\} = \{0, 1\}, \quad (3.8)$$

Число станів автомата  $|Q|$  дорівнює сумі вузлів, листя кодового дерева — сумі початкових станів, відповідних вхідним символам (листя кодового дерева Хаффмана) і створеним в результаті побудови дерева вузлам, тобто:

$$Q = \{q_1, q_2, \dots, q_n, q_{n+1}, q_{n+2}, \dots, q_{2n-1}\},$$

$$|Q| = n + (n - 1) = 2n - 1, \quad (3.9)$$

Відповідно до вхідного алфавіту (3.6), в ході побудови коди відбувається  $n-1$  сортування, в результаті чого визначаються два вузли з найменшими значеннями вірогідності  $i$ :

$$1 \leq i \leq n-1, \quad P_{\min 1}^i < P_{\min 2}^i, \quad (3.10)$$

Сукупністю мінімальних значень імовірностей є безліч (3.11).

$$P_{\min} = \{P_{\min 1}^1, P_{\min 1}^2, \dots, P_{\min 1}^{n-1}\} \cup \{P_{\min 2}^1, P_{\min 2}^2, \dots, P_{\min 2}^{n-1}\}, \quad (3.11)$$

$$|P_{\min}| = 2(n-1) = 2n - 2,$$

Сума двох мінімальних імовірностей дає третю – імовірність вузла дерева Хаффмана:

$$P_{\min 1}^i + P_{\min 2}^i = P_i^{\text{вузел}}, \quad (3.12)$$

Число створюваних вузлів відповідно до (3.11) рівно  $(n-1)$ . Таким чином, існує безліч вузлів дерева:

$$P^{узел} = \{ P_1^{узел}, P_2^{узел}, \dots, P_{n-1}^{узел} \}, |P^{узел}| = n-1, \quad (3.13)$$

які являються підмножиною :

$$P_{\min} (P^{узел} \subset P_{\min}). \quad (3.14)$$

Безліч  $Y$  складається з 0 і 1. В процесі формування кода символу автоматом виконується  $Z$  переходів, внаслідок чого формується двійкова послідовність довжиною  $Z$ , яка і є кодом даного символу. Значення  $y_i$  біта залежить від  $i$ , наприклад: якщо, то біт  $y_i$  дорівнює 0, а якщо, то  $y_i = 1$ . Формування кодового дерева Хаффмана приведене в таблиці 3.1.

Таблиця 3.1 - Формування кодового дерева

Номер сортування	Вірогідність мінімальних вузлів дерева	Вірогідність створюваного вузла	Значення вихідного біта $y_j$
1	$P_{\min 1}^1$	$P_1^{узел} = P_{\min 1}^1 + P_{\min 2}^1$	$y_1=0$
	$P_{\min 2}^1$		$y_1=1$
2	$P_{\min 1}^2$	$P_2^{узел} = P_{\min 1}^2 + P_{\min 2}^2$	$y_2=0$
	$P_{\min 2}^2$		$y_2=1$
3	$P_{\min 1}^3$	$P_3^{узел} = P_{\min 1}^3 + P_{\min 2}^3$	$y_3=0$
	$P_{\min 2}^3$		$y_3=1$
...	...	...	...
n-1	$P_{\min 1}^{n-1}$	$P_{n-1}^{узел} = P_{\min 1}^{n-1} + P_{\min 2}^{n-1} = 1$	$y_z=0$
	$P_{\min 2}^{n-1}$		$y_z=1$

Відповідно до описаного вище алгоритму здобуття коди побудуємо таблицю переходів і виходів автомата, що синтезується (таблиця 3.2).



Таблиця 3.2 - Таблица переходів и виходів автомата

$A(5.t)$	Стан $Q(5.t)$	Стан $Q(5.t+1)$	$y(t+1)$
$I$	$2$	$3$	$4$
$a_1$	$q_1^{P_1}$	$q_i^{P_i^{y_{3e1}}} = q_i^{P_1 + P_{\min}^i}$	$y_i$
$a_2$	$q_2^{P_2}$	$q_j^{P_j^{y_{3e1}}} = q_j^{P_2 + P_{\min}^j}$	$y_j$
...	...	...	...
$a_n$	$q_n^{P_n}$	$q_s^{P_s^{y_{3e1}}} = q_s^{P_n + P_{\min}^s}$	$y_s$
-	$q_{\min 1}^{P_2}$	$q^{P_2^{y_{3e1}}} = q_{\min 1}^{P_2} + P_{\min 2}^2$	$y_2$
	$q_{\min 2}^{P_2}$	$q^{P_2^{y_{3e1}}} = q_{\min 1}^{P_2} + P_{\min 2}^2$	$y_2$
...	...	...	...
-	$q_{2n-2}^{P_{n-2}^{y_{3e1}}} = q_{\min 1}^{P_{n-1}}$	$q_{2n-1}^{P_{n-1}^{y_{3e1}}} = q_{\min 1}^{P_{n-1}} + P_{\min 2}^{P_{n-1}}$	$y_z$
-	$q_{2n-2}^{P_{n-3}^{y_{3e1}}} = q_{\min 2}^{P_{n-1}}$	$q_{2n-1}^{P_{n-1}^{y_{3e1}}} = q_{\min 1}^{P_{n-1}} + P_{\min 2}^{P_{n-1}}$	$y_z$

Алгоритм роботи автомата можна також представити у вигляді дерева автомата. Згідно з алгоритмом формування коду Хаффмана, значення вихідного біта визначається тим, по якій дорозі буде виконаний прохід по дереву, тобто через який вузол з двох мінімальних, що вийшли при кожному сортуванні. Тоді функція виходів має вигляд (3.10):

$$j = \begin{cases} 0, & \text{для } a_i \in P_{\min 1}, \\ 1, & \text{для } a_i \in P_{\min 2}, \end{cases} \quad (3.15)$$

З врахуванням алгоритму формування дерева здобуття конкретної комбінації вихідних кодів: прихід вхідної кодової комбінації приводить до зміни імовірності появи даного символу, відповідно до таблиці 3.3 формується або модифікується дерево.

Для випадку, коли побудова кодової комбінації Хаффмана для символу вхідного алфавіту відбувається в реальному часі, безпосередньо після вступу вхідного коду символу і при цьому виникає необхідність перебудувувати кодове

дерево, то для прискорення формування вихідної кодової комбінації (щоб уникнути другого проходу по дереву), генерація  $i$  видача останньою починаються з моменту, коли кодований символ формує вузол, т.е.  $p_i = P_{\min 1}^j$ , или  $p_i = P_{\min 2}^j$ , при цьому відбувається формування  $j$ -го вузла з імовірністю  $P_{\text{вих.}j}^{\text{вузел}}$ . При цьому відбувається формування  $j$ -го вузла з імовірністю:

$$P_{\text{вих.}j}^{\text{вузел}} = P_{\min 1}^f, \quad P_{\text{вих.}j}^{\text{вузел}} = P_{\min 2}^f, \quad (3.16)$$

Таким чином, алгоритм виконує побудову кодової комбінації Хаффмана для символу паралельно з формуванням або модифікацією дерева.

Безліч імовірностей вузлів, необхідних для формування вихідної комбінації, має вигляд:

$$P_{\text{вих}}^{\text{вузел}} = \{ P_{\text{вих.}1}^{\text{вузел}}, P_{\text{вих.}2}^{\text{вузел}}, \dots, P_{\text{вих.}j}^{\text{вузел}} \}, \quad P_{\text{вих}}^{\text{вузел}} \subset P^{\text{вузел}}, \quad (3.17)$$

З цього виходить, що формування вихідних кодів залежить від безлічі імовірності:

$$\{ P_{\text{вих.}}^{\text{вузел}} \cup p_i \}, \quad (3.18)$$

Зі сказаного раніше важно відзначити те, що для адаптивного алгоритму властивою є постійна модифікація дерева. У зв'язку з цим виникає завдання визначення граничного критерію необхідності модифікації дерева.

Розглянемо безліч, що визначає код Хаффмана для кодованого символу:

— до модифікації  $\{ P_{\text{вих.}}^{\text{вузел}}(t) \cup p_i(t) \}$ ,

— після модифікації  $\{ P_{\text{вих.}}^{\text{вузел}}(t') \cup p_i(t') \}$ .

В результаті модифікації імовірність  $i$ -го символу змінюється:

$$p_i(t') = p_i(t) + \Delta p_i, \quad (3.19)$$

де  $\Delta p_i$  – зміна імовірності символу, що поступив (оскільки символ поступив, то його імовірність лише підвищується). Оскільки сумарна імовірність завжди дорівнює 1, то імовірність останніх символів повинна в сумі зменшитися на  $\Delta p_i$ . Це спричинить зміну імовірності всіх вузлів і листя.

Умовою, при якій відбувається модифікація дерева, є зміна довжини кодової комбінації Хаффмана для символу:

$$Z(t) \neq Z(t+1), \quad Z(t) = f(P_{\text{ауо}}^{\text{оца}}(t) \cup p_i(t)), \quad (3.20)$$

З останньої рівності виходить, що сигналом до модифікації служить деяке конкретне значення  $\pm \Delta p_i(t)$ , відмінне від нуля, при якому  $Z'_i \neq Z_i$ .

Робота за визначенням і реакцією на деяке значення  $\pm \Delta p_i(t)$  може відбуватися на кожній із стадій побудови коду Хаффмана, від вступу останньою до видачі самої коду, що безпосередньо залежить від принципів, покладених в роботу цифрового автомата. Так, наприклад, можна реагувати на зміну:

а) числа однакових кодових комбінацій, що поступили, де зміна дерева буде досягши конкретного числа;

б) порядку розташування вузлів на рівні (рівень визначається вузлами, при переході на яких формується один і той же по рахунку біт кодової комбінації Хаффмана);

в) довжини кодової комбінації Хаффмана для символу або середньої довжини коду для даного дерева;

г) ентропії вхідного алфавіту.

Запропонований алгоритм адаптивної побудови коду Хаффмана дає широкі можливості синтезу даного автомата, у тому числі і у вигляді спеціалізованого пристрою або на основі ПЛІС. Особливо для пристроїв кодування, що працюють в умовах частих параметрів джерела інформації, що змінюються.

### **Висновок**

Основна проблема при знаходженні LSB критерію полягає в тому, що

важко знайти постійну величину, не залежну від статистики стисненого зображення. Як показав досвід, для стиснення космічних знімків саме алгоритм JPEG-2000 виявився найбільш відповідним. Основна його перевага в тому, що він не вносить до знімка помилкові високочастотні об'єкти, як, наприклад, алгоритм JPEG, а працює як низькочастотний фільтр. Алгоритм JPEG-2000 неефективний за часом виконання, оскільки що входять в нього вейвлет-перетворення і побітова обробка коефіцієнтів вимагають великих тимчасових витрат.

Апаратна реалізація адаптивного кодування досить складна, тому на сьогоднішній день в різних пристроях застосовуються статичні методи кодування з декількома можливими варіантами розподілів імовірності символів кодованого алфавіту.

## ВИСНОВКИ

Відповідно до завдання на кваліфікаційну роботу магістра було досліджено ефективність алгоритмів різних методів стиснення комп'ютерних томограм з використанням вейвлет-перетворення та без використанням вейвлет-перетворення:

- кодування зображення за алгоритмом Малла,
- метод стиснення із підбором довжини закодованих блоків за критерієм R-D кривих,
- метод проріджування відликів із фіксованим коефіцієнтом стиснення,
- метод стиснення зображення «дифузними» алгоритмами.

Визначили, що найкращими характеристиками володіє зображення, що було оброблено за алгоритмом JPEG-2000.

З іншого боку алгоритм проріджування відликів має найменшу складність технічної реалізації. Виграш цього алгоритму в порівнянні із алгоритмами на базі ДВП росте із ростом розміру масиву оброблюємих даних. При цьому програш по критерію СКВ складає одиниці процентів.

В останній час росте популярність світло-діодних пристроїв відображення інформації. Для отримання градацій яскравості необхідно керувати яскравістю окремих світлодіодів, які входять до складу пристрою, що суттєво ускладнює пристрій керування.

В зв'язку з цим, в роботі розглянута можливість відображення відтінків сірого на монохромних пристроях за допомогою алгоритмів «дифузії».

Алгоритм «дифузії» дозволяє зменшити обсяг масиву даних до 1 біту на символ. В роботі запропоновано алгоритм відновлення зображень, які були стиснуті за допомогою алгоритмів «дифузії». Отримані результати показали, що відтворене зображення має непогану якість у порівнянні з іншими алгоритмами із меншої обчислювальною ефективністю.

У роботі було запропоновано модифікація алгоритму кодування та декодування за алгоритмом Хафмана із адаптацією під технічну реалізацію на базі програмуємих логічних схем, або сигнальних процесорів із невисокою швидкістю обробки даних.

Усі вимоги технічного завдання виконані у повному обсязі.

Результати, що були отримані у ході виконання роботи можуть бути використанні при розробці систем передавання зображень в умовах малої пропускної здатності каналу зв'язку та при низьких вимогах до елементної бази.

**ПЕРЕЛІК ВИКОРИСТАНИХ ДЖЕРЕЛ**

1. Добеши И. Десять лекций по вейвлетам. - Ижевск: НИЦ «Регулярная и хаотическая динамика», 2001. - 464 с.
2. Чуи К. Введение в вейвлеты: Пер. с англ. - М.: Мир, 2001. - 412с.
3. Новиков Л.В. Основы вейвлет-анализа сигналов. - М.: Мир, 1999.-152 с.
4. Яковлев А.Н. Основы вейвлет-преобразования: Учебное пособие. – М.: САЙНС-ПРЕСС, 2003. – 80с.:ил.
5. Дремин И.М., Иванов О.В., Нечитайло В.А. Вейвлеты и их использование // УФН, 1996, т. 171, №5, 465 - 501 с.
6. Перебрин А., Маслюк Л.Л. Введение в вейвлет анализ. - М.: ГрафиКон, 1999. – 67 с.
7. Воробьев В.И., Грибунин В.Г. Теория и практика вейвлет — преобразования. - М.: ГрафиКон, 1999. - 204с.
8. Дьяконов В., Абраменкова И. MATLAB. Обработка сигналов и изображений. Специальный справочник. - СПб.: Питер, 2002. - 608 с.
9. Петухов А.П. Введение в теорию базисов всплесков. - СПб.: Изд. СПбГТУ, 1999. - 132 с.
10. Шитов А. Б. Разработка численных методов и программ, связанных с применением вейвлет-анализа для моделирования и обработки экспериментальных данных. - М.: Мир, 2001. - 95 с.
11. А. Короновский, А.Храмов Непрерывный вейвлетный анализ и его приложения. - Москва: Физматлит, 2003. - 176 с.
12. Смоленцев Н.К. Основы теории вейвлетов. Вейвлеты в MATLAB - Кемерово : Кемеровский госуниверситет, 2003. – 431 с.
13. Дьяконов В. Вейвлеты: от теории к практике. - М.: СОЛОН-Р, 2002. - 448 с.
14. Астафьева Н.М. Вейвлет анализ: основы теории и

примеры применения // УФН, 1996, т. 166, №11, 1145 - 1170 с.

15. <http://matlab.exponenta.ru/wavelet/index.php> - Алексеев К.А. Теория и практика шумоподавления в задаче обработки сейсмоакустических сигналов, 2005

16. <http://www.autex.spb.ru/wavelet/> - Грибунин В.Г. Введение в вейвлет-преобразование, 2004

17. <http://www.autex.spb.ru/wavelet/> - Грибунин В.Г. Введение в анализ данных с применением непрерывного вейвлет - преобразования, 2004

18. <http://matlab.exponenta.ru/wavelet/index.php> - Алексеев К.А. Вейвлеты, аппроксимация и статистические приложения, 2005

20. <http://matlab.exponenta.ru/wavelet/index.php> - Алексеев К.А. Список функций Wavelet Toolbox, 2005

21. <http://matlab.exponenta.ru/signalprocess/index.php> - Сергиенко А.Б. Список функций Signal Processing Toolbox, 2005

22. Donoho, D. De-noising via soft-thresholding, Technical report 409, Dept. of Statistics, Stanford University. – 1992.

23. Donoho, D. Interpolating wavelet transforms, Technical report 408, Dept. of Statistics, Stanford University. – 1992.

24. Donoho, D., Mallat, S. G. & von Sachs, R. Estimating covariances of locally stationary processes: Consistency of best basis methods, Technical report, University of Berkeley. – 1996.

25. Birge, L. Approximation dans les espaces metriques et theorie de l'estimation // Zeitschrift fur Wahrscheinlichkeitstheorie und verwandte Gebiete 65; pp. 181-237. - 1983.

26. Birge, L. & Massart, P. From model selection to adaptive estimation, in Pollard(ed.), Festschrift for L. Le Cam, Springer, pp. 55-88. – 1997.

27. Daubechies, I. (1988). Orthonormal bases of compactly supported wavelets // Comm. Pure and Appl. Math. 1998, v. 41;pp. 909-996.

28. Daubechies, I. Ten Lectures on Wavelets. Philadelphia: SIAM, 1992.

29. Stein, CM. Estimation of the mean of a multivariate normal



distribution // Statistics 1981; pp. 1135-1151.

30. Методичні рекомендації з техніко-економічного обґрунтування в дипломних проектах для студентів спеціальностей 8.092203 і 7.092203, 8.092206 і 7.092206/Укл. Грузнов І.І., Бельтюков Є.А.– Одеса: ОНПУ, 2002.–52 с.

31. Гейц И.В. Охрана труда. – М.: ДИС, 2001. – 103с.

32. Сивко В.И. Розрахунки з охорони праці. – Ж.: ІТІ, 2001. – 115с.

33. Положення про підготовку та захист випускних кваліфікаційних робіт бакалаврів та магістрів: методичний посібник / – Одеса: ОНПУ, 2019. – 69 с.