МІНІСТЕРСТВО ОСВІТИ І НАУКИ УКРАЇНИ
ХАРКІВСЬКИЙ НАЦІОНАЛЬНИЙ УНІВЕРСИТЕТ ІМЕНІ В. Н. КАРАЗІНА
НАВЧАЛЬНО-НАУКОВИЙ ІНСТИТУТ
КОМП'ЮТЕРНОЇ ФІЗИКИ ТА ЕНЕРГЕТИКИ
Кафедра інформаційних технологій в фізико-енергетичних системах

ПОЯСНЮВАЛЬНА ЗАПИСКА

до дипломної роботи
за освітньо-кваліфікаційним рівнем магістр
«Стратегія деталізації вибірки в однопіксельному методі Адамара покращення зображень»

Виконав: студент 2 курсу, групи НФ-63
Трашин Д. А.
спеціальність:
105 Прикладна фізика та наноматеріали
Освітня програма: Прикладна фізика енергетичних систем
Керівник:
к.ф.-м.н., доцент Лісіна О.Ю.

Рецензент:

Харків – 2022

МІНІСТЕРСТВО ОСВІТИ І НАУКИ УКРАЇНИ

Харківський національний університет імені В.Н.Каразіна

Навчально-науковий інститут комп'ютерної фізики та енергетики
Кафедра інформаційних технологій у фізико-енергетичних системах
Рівень вищої освіти (освітньо-кваліфікаційний рівень) магістр
Спеціальність 105 Прикладна фізика та наноматеріали

ЗАТВЕРДЖУЮ

Завідувач кафедри

_____Руслан СУХОВ
підпис
"____"_____2022 року

ЗАВДАННЯ

НА ДИПЛОМНУ РОБОТУ

Трашин Денис Андрійович

1.Тема роботи "Стратегія деталізації вибірки в однопіксельному методі Адамара покращення зображень" керівник роботи: Лісіна Ольга Юлієвна, кандидат фізико-математичних наук, доцент.
затверджені наказом по університету від 03.10.2022 № 4201-5/1669

2. Строк подання студентом роботи 25.11.2022 р.

3. Перелік питань, які потрібно розробити:

1) Огляд літератури та стратегії деталізації вибірки в однопіксельному методі Адамара покращення зображень.

2) Теоретичні засади та принципи однопіксельних візуалізацій.

3) Проведення експерименту.

4) Аналіз отриманих даних та результатів.

4. План роботи

№ з/п	Назви етапів роботи
1	Вибір теми
2	Затвердження теми на кафедрі
3	Робота над літературою та іншими джерелами
4	Написання вступу до роботи та першого розділу
5	Написання другого розділу
6	Написання третього розділу
7	Завершення написання дипломної роботи (висновки та література)
8	Подача науковому керівнику
9	Відгук, рецензія, підготовка до захисту
10	Попередній захист
11	Захист

5.Дата видачі завдання «____»_____ 2022

Студент _____ Трашин Д.А.

підпис

Керівник роботи _____ Лісіна О.Ю.

підпис

РЕФЕРАТ

Трашин Денис «Стратегія деталізації вибірки в однопіксельному методі Адамара покращення зображень»

Кваліфікаційна робота магістра з прикладної фізики. – Х.: Харківський національний університет імені В. Н. Каразіна, 2022. – 60 с.

Основною метою даної роботи є дослідження стратегії деталізації вибірки в однопіксельному методі Адамара покращення зображень.

Однопіксельна зйомка, яка використовує активне освітлення для отримання просторової інформації, є інноваційною схемою зйомки і привертає все більше уваги в останні роки. Вона застосовується для отримання зображень на невидимих довжинах хвиль і зображень в умовах низької освітленості. Однак однопіксельна візуалізація колись зіткнулася з проблемами низької якості реконструкції та тривалого часу збору даних. Однопіксельна візуалізація Адамара (HSI) та однопіксельна візуалізація Фур'є (FSI) є двома репрезентативними методами, що базуються на детермінованих моделях. Обидва методи дозволяють отримати високоякісні та ефективні зображення, значно покращуючи застосовність однопіксельної схеми візуалізації. У цій роботі порівнюються характеристики HSI та FSI за допомогою теоретичного аналізу та експериментів.

КЛЮЧОВІ СЛОВА: ОДНОПІКСЕЛЬНА ВІЗУАЛІЗАЦІЯ, СТРАТЕГІЯ ДЕТАЛІЗАЦІЇ, ПОКРАЩЕННЯ ЗОБРАЖЕНЬ, РЕКОНСТРУКЦІЯ ЗОБРАЖЕНЬ.

РЕФЕРАТ

Трашин Денис «Стратегия детализации выборки в однопиксельном методе Адама улучшения изображений»

Квалификационная работа магистра по прикладной физике. - Х.: Харьковский национальный университет имени В. Н. Каразина, 2022. - 60 с.

Основной целью данной работы является исследование стратегии детализации выборки в однопиксельном методе Адамара по улучшению изображений.

Однопиксельная съемка, которая использует активное освещение для получения пространственной информации, представляет собой инновационную схему съемки и привлекает все больше внимания в последние годы. Она применяется для получения изображений на невидимых длинах волн и изображений в условиях низкой освещенности. Однако однопиксельная визуализация когда-то столкнулась с проблемами низкого качества реконструкции и длительного сбора данных. Однопиксельная визуализация Адамара (HSI) и однопиксельная визуализация Фурье (FSI) являются двумя репрезентативными методами, основанными на детерминированных моделях. Оба способа позволяют получить высококачественные и эффективные изображения, значительно улучшая применимость однопиксельной схемы визуализации. В этой работе сравниваются характеристики HSI и FSI с помощью теоретического анализа и экспериментов.

КЛЮЧЕВЫЕ СЛОВА: ОДНОПИКСЕЛЬНАЯ ВИЗУАЛИЗАЦИЯ, СТРАТЕГИЯ ДЕТАЛИЗАЦИИ, УЛУЧШЕНИЕ ИЗОБРАЖЕНИЙ, РЕКОНСТРУКЦИЯ ИЗОБРАЖЕНИЙ.

ABSTRACT

Denis Trashyn "Detail-enhanced sampling strategy in Hadamard single-pixel imaging"

Master's qualification work of applied physics. – Kharkiv. – V.N. Karazin Kharkiv National University, 2022. – 60 p.

The main goal of this work is to study the sampling detail strategy in the single-pixel Hadamard method for image enhancement.

Shooting in a single pixel format, which uses the use of active-view lighting to obtain information from space. It is a modern shooting method and has been in great demand lately. It can be used to get images on waves whose length is not visible and images when shooting in poor light. But the single-pixel rendering over time got problems of poor image restoration quality and very long time for data processing. Single pixel Fourier rendering FSI and single pixel Hadamard rendering HSI are such schemes based on deterministic types. These two methods make it possible to obtain images that have good quality and good efficiency, greatly improving the usability of the single pixel rendering method. This paper presents the characteristic features of HSI and FSI through theoretical research and simulation.

KEYWORDS: SINGLE PIXEL IMAGING, DETAIL STRATEGY, IMAGE ENHANCEMENT, IMAGE RECONSTRUCTION.

ЗМІСТ

ВСТУП 8
1 АНАЛІТИЧНИЙ ОГЛЯД ПРЕДМЕТНОЇ ОБЛАСТІ 10
1.1 Історія однопіксельної та візуалізації 10
1.2 Однопіксельна візуалізація Адамара та Фур'є 13
2 ТЕОРЕТИЧНИЙ АНАЛІЗ 16
2.1 Порівняння теорії 16
2.1.1 Принцип HSI та FSI 16
2.1.2 Генерація базових шаблонів 21
2.1.3 Ефективність 23
2.2 Принципи та методи 25
2.2.1. Однопіксельна візуалізація з основою Адамара 25
2.2.2 Стратегія вибору шаблону Адамара 27
3 ЕКСПЕРИМЕНТ 32
3.1 Метод оцінки 32
3.2. Результати моделювання 33
3.3. Результати експерименту 36
3.4 Порівняння експерименту 42
ВИСНОВКИ 54
СПИСОК АБРЕВІАТУР І СКОРОЧЕНЬ 55
СПИСОК ВИКОРИСТАНИХ ДЖЕРЕЛ 56

ВСТУП

Однопіксельна візуалізація Адамара (HSI) є привабливою технікою візуалізації завдяки її особливостям низької апаратної складності та промислової вартості. Для покращення ефективності візуалізації багато досліджень зосереджені на сортуванні картин Адамара для отримання надійних реконструйованих зображень з дуже малою кількістю вибірок. У цій роботі представлено ефективний метод HSI-візуалізації, який використовує експоненціальну функцію ймовірності для дискретизації спектрів Адамара вздовж напрямку з кращою концентрацією енергії для отримання шаблонів Адамара. Також пропонується XY порядок для подальшої оптимізації методу вибору шаблонів з надзвичайно швидкою генерацією порядку Адамара при збереженні оригінальних характеристик. Для реконструкції зображень використано алгоритм стисненого зондування. Результати моделювання та експериментів показують, що цей метод виділення шаблонів надійно реконструює об'єкти та зберігає краї та деталі зображень.

Актуальність теми.

Однопіксельна візуалізація Адамара (HSI) є привабливою технікою візуалізації завдяки її особливостям низької апаратної складності та промислової вартості.

Мета роботи - дослідження стратегії деталізації вибірки в однопіксельному методі Адамара покращення зображень та розробка ефективного методу однопіксельної візуалізації Адамара з надійною реконструкцією об'єктів.

Завдання, що були вирішені для досягнення мети роботи:

- Проаналізувати існуючі методи однопіксельної візуалізації;
- Порівняти характеристики методів візуалізації за допомогою теоретичного аналізу та експериментів;
- Проаналізувати результати моделювання та експериментів.

Об’єкт дослідження - сучасні практичні й теоретичні засади однопіксельної візуалізації.

Предмет дослідження – деталізація вибірки в однопіксельному методі Адамара покращення зображень.

Структура і обсяг роботи. Кваліфікаційна робота складається зі вступу, трьох розділів, висновків та списку використаних джерел. Загальний обсяг роботи становить 60 сторінку, 22 рисунка за текстом, список використаних джерел із 43 найменування на 5 сторінках.

1 АНАЛІТИЧНИЙ ОГЛЯД ПРЕДМЕТНОЇ ОБЛАСТІ

1.1 Історія однопіксельної та візуалізації

Найбільш раннім прикладом однопіксельної візуалізації (SPI - single-pixel imaging) можна вважати камеру "літаюча пляма", запатентовану Полом Ніпковим у 1884 році. П. Ніпков запропонував спосіб кодування і передачі інформації про зображення за допомогою обертового диска Ніпкова. Лазерна конфокальна скануюча мікроскопія [1], оптична когерентна томографія [2], ультразвуковий ендоскоп [3], растрова електронна мікроскопія [4] також є прикладами однопіксельної візуалізації, які здійснюють растрове сканування в просторовій області. Сучасна однопіксельна візуалізація, яка використовує змінне в часі структуроване освітлення та відповідний комп'ютерний алгоритм, походить від примарної візуалізації [5-17]. Спочатку примарна візуалізація розглядалась як квантовий ефект [5], але пізніше з’ясувалося, що його можна реалізувати за допомогою класичного джерела [6]. Обчислювальна примарна візуалізація [7-17] дозволяє отримати зображення сцени за допомогою однопіксельного (або "відерцевого") детектора. Об'єкти, що підлягають зображенню, перебувають під просторово та часово змінним освітленням. Картини освітлення, як правило, генеруються за допомогою просторового модулятора світла (SLM - spatial light modulator). Однопіксельний детектор використовується для збору відповідного світлового сигналу для кожної схеми освітлення. Бажане зображення реконструюється комп'ютерним способом шляхом співставлення картини освітлення з виявленими сигналами.

Методи однопіксельної візуалізації [14-35] не потребують використання піксельного детектора для виявлення світлового сигналу. Ця перевага надає однопіксельній візуалізації потенційну можливість вирішити деякі проблеми традиційної візуалізації. Наприклад, однопіксельна схема візуалізації дозволяє побудувати недорогу систему візуалізації, яка може працювати на невидимих довжинах хвиль. Слід зазначити, що піксельні детектори зазвичай є дорогими

або навіть недоступними для більшості невидимих довжин хвиль. Однопіксельна візуалізація може також мати перевагу в отриманні зображень в умовах низької освітленості. Це пов'язано з тим, що у порівнянні з піксельними детекторами, однопіксельні детектори з великою активною площею є простішими у виготовленні та більш чутливими до світла.

Успадкована від примарних візуалізацій, однопіксельна візуалізація спочатку базувалася на статистичній моделі, що може бути очевидним при використанні випадкових шаблонів для освітлення. Випадкові шаблони утворюють надмірно повну неортогональну множину. Отже, це вимагає великої кількості вимірювань (набагато більшої, ніж кількість пікселів) і тривалого часу збору даних для реєстрації сигналів. Наприклад, якщо використовувати 106 випадкових шаблонів для реконструкції зображення з роздільною здатністю 256 192 пікселів [15], навіть при такій кількості вимірювань якість зображень, відновлених за допомогою однопіксельної візуалізації, навряд чи можна порівняти з якістю зображень, отриманих за допомогою звичайної візуалізації на основі піксельних детекторів. Тривалий час збору даних і низька якість реконструкції обмежують застосування цієї інноваційної схеми зйомки. Для зменшення обсягу вимірювань було прийнято компресійне вимірювання [7,9,14,16-18,20,21], але це відбувається за рахунок обчислювального часу.

Нещодавно запропоновані методи на основі детермінованих моделей [18-35] можуть добре вирішити ці проблеми тривалого часу збору даних та низької якості реконструкції. Ці методи використовують детерміновані ортогональні базисні шаблони замість неортогональних випадкових шаблонів для освітлення. Однопіксельна візуалізація Адамара (HSI - Hadamard single-pixel imaging) [18-29] та однопіксельна візуалізація Фур'є (FSI - Fourier single-pixel imaging) [30-34] є двома репрезентативними методами однопіксельної візуалізації, які використовують детерміновану модель. HSI використовує базисні шаблони Адамара для освітлення, тоді як FSI використовує базисні шаблони Фур'є. Використання базисних моделей для підсвічування має дві переваги. Перша перевага - це досконала реконструкція в принципі. Під

ідеальною реконструкцією мається на увазі здатність, яка дозволяє точно відновити зображення, а також властивість, що сама модель візуалізації не вносить помилок. Або, іншими словами, техніка, яка забезпечує ідеальну реконструкцію, здатна в ідеальному випадку (наприклад, при безшумному моделюванні) створити реконструкцію, точно таку ж, як і істинна картина місцевості. Освітлення з використанням базисних зразків забезпечує ідеальну реконструкцію, оскільки базисні зразки утворюють повну ортогональну множину. Освітлення базисними шаблонами дозволяє отримати просторову інформацію про зображення об'єкта в області перетворення і відновити зображення об'єкта за допомогою відповідного зворотного перетворення. В принципі, при повній дискретизації в області перетворення зображення може бути відновлене без помітних відмінностей від істинного зображення. Ця особливість вирішує проблему низької якості реконструкції в примарній візуалізації. Другою перевагою є зменшення кількості вимірювань. Натуральні зображення дають розріджене представлення в деяких областях перетворень, таких як Адамара, Фур'є, дискретного косинуса [35] або «вейвлет» області [36,37], що дозволяє відновити чітке зображення за недостатньою вибіркою даних. Ця особливість вирішує проблему тривалого часу збору даних. Таким чином, методи, засновані на детермінованих моделях, добре вирішують проблеми, успадковані від "примарних" візуалізацій.

У цій статті ми теоретично та експериментально порівнюємо ці дві репрезентативні детерміновані моделі на основі однопіксельних методів візуалізації - HSI та FSI - з точки зору принципів, ефективності візуалізації, завадостійкості тощо. Це порівняння показує, спільні риси та відмінності між HSI та FSI. Порівняння також представляє переваги та недоліки обох методів.

1.2 Однопіксельна візуалізація Адамара та Фур'є

Однопіксельна візуалізація (SPI) [1] є одним з найбільш репрезентативних застосувань теорії стисненого зондування [2-4] у візуалізації. Система SPI використовує просторовий модулятор світла для освітлення об'єкта структурованим світлом або модуляції світла, що несе інформацію про об'єкт. Однопіксельний детектор використовується для збору частково дискретизованого інформаційного світла, яке потім вводиться в алгоритм реконструкції для відновлення точного зображення. SPI має переваги високої надійності, високої чутливості та широкого спектрального діапазону [3], широко використовується в тривимірній візуалізації [5-7], терагерцовій візуалізації [8-10], інфрачервоній візуалізації [11, 12], флуоресцентній мікроскопії [13-15], шифруванні інформації [16-19], лідарній техніці [20-22] та інших.

У SPI схема освітлення є фактором, що впливає на продуктивність системи візуалізації. SPI використовує випадкові матриці, такі як матриці Гауса і Бернуллі [23], як шаблони для відновлення зображення. Останнім часом широко досліджуються однопіксельні візуалізації Адамара (HSI) та однопіксельні візуалізації Фур'є (FSI) на основі області ортогональних перетворень [24-27]. Оскільки вони базуються на детермінованому ортонормальному базисі, вони в принципі можуть досягти ідеальної реконструкції при повній дискретизації і використовувати відповідне зворотне перетворення для швидкої реконструкції зображень, що значно покращує якість реконструкції і скорочує час обчислень. У SPI більшість моделей реалізується за допомогою просторових модуляторів світла. Найчастіше використовується цифровий мікродзеркальний пристрій (digital micro-mirror device - DMD) завдяки його перевагам - високій швидкості модуляції, широкосмуговій адаптації, неполяризаційним характеристикам та простоті експлуатації. Базисна схема Фур'є є сіро-масштабною схемою, що уповільнює швидкість модуляції через експоненціальне зростання кількості вимірювальних матриць в процесі бінаризації сірого та погіршує якість відновлення зображення через неадекватні

рівні квантування [25]. На відміну від цього, шаблони Адамара вже бінаризовані для безпосереднього застосування цифрового мікродзеркального пристрою (DMD) до SPI, що одночасно дозволяє уникнути шуму квантування та суттєво зменшити швидкість модуляції.

Останнім часом було проведено кілька досліджень щодо впорядкування за принципом Адамара. Різні вибірки впорядкування впливають на якість реконструкції, коли для вимірювань використовуються шаблони Адамара при низькій частоті дискретизації. Таким чином, зображення з кращою якістю можуть бути реконструйовані з меншою кількістю вимірювань, коли порядок шаблонів Адамара переставляється, і спочатку вимірюється той шаблон, який робить найбільший внесок у результати реконструкції. В одному з досліджень був [28] запропонован порядок шаблонів Адамара на основі кодів Уолша для оптимізації його продуктивності. [29] Було досліджено ітераційний закон Адамара та запропоновано новий порядок, який отримав назву "Russian Doll" (RD порядок). [30] Також було використано концепцію зв'язаних областей для перестановки матриць і запропонували стратегію «Cake-Cutting» (CC порядок). Ця стратегія не потребує підрахунку зв'язаних областей, але отримує новий шляхом сортування Адамара нормального порядку в порядку зростання загальної варіації (порядок TV). [32] Порівняно п'ять методів сортування, включаючи порядок Уолша, порядок CC, природний порядок та випадковий порядок, серед яких порядок CC має найбільш видатні показники. [33] Додано загальні вейвлет-коефіцієнти в порядку зростання в порівнянні і стверджується, що комплексна продуктивність порядку TV та порядку CC краща, ніж у інших. [34] Представлено два нових порядки, висхідний масштаб та висхідну інерцію базису Адамара, і вони мають хорошу продуктивність при співвідношенні вибірки 1% - 10%. [35] Запропоновано порядок на основі узагальнених базисних векторів та зигзагоподібного стилю, який має принаймні таку ж продуктивність та кращу складність алгоритму, ніж метод CC.

Раніше при порядку шаблонів Адамара вказувалися тільки характеристики шаблона та розглядалося незалежно від розташування шаблону на спектрі.

Спектральний розподіл енергії Адамара відрізняється від області Фур'є, а також відсутні такі характеристики, як центральна симетрія [36] та радіальна кореляція [37]. Траєкторії дискретизації попередніх методів, як правило, мають прості форми, такі як коло, квадрат, зигзаг [25]. У цьому дослідженні порівнюються спектральні області попередніх методів сортування і виявляється, що існуючі порядки можуть бути апроксимовані шляхом дискретизації від низькочастотних до високочастотних. Такі траєкторії дискретизації дозволяють реконструювати більш достовірні зображення при низьких частотах дискретизації. Однак дисбаланс двох частотних складових може призвести до нерозрізнення деталей, розмитих країв та ефекту дзвону.

У цій роботі запропоновано дві нові стратегії дискретизації для базисного шаблону Адамара. Суть полягає в тому, щоб збалансувати вагу різних спектральних компонентів для покращення якості зображення. Метод відбору дозволяє уникнути складного процесу аналізу кожного шаблону і реалізує загальний відбір шаблону. Енергія спектру Адамара в основному зосереджена у верхньому лівому куті спектру. По-перше, знайдено напрямок (preliminary order (PO)), в якому енергія розташовується від більшої до меншої в спектрі Адамара. По-друге, використано функцію ймовірності (probability function (PF)) для випадкової вибірки спектральної області вздовж цього напрямку, щоб отримати картину Адамара. Цей підхід називається стратегією вибірки візуалізації HSI на основі PO та PF (PO+PF). Обчислювальна складність генерації картин Адамара в різних порядках також нещодавно була досліджена [35]. Безпосередня дискретизація спектра є хорошим способом зменшення складності генерації шаблонів. Для покращення продуктивності ми пропонуємо XY порядок для заміни PO. Цей метод безпосередньо здійснює вибірку спектру Адамара без аналізу характеристик кожного шаблону або сканування бази даних. Він має переваги низької складності та високої швидкості генерації. Ми порівнюємо PO+PF та XY+PF з шістьма попередніми методами впорядкування базисних шаблонів Адамара. Результати моделювання та експериментів показують, що запропоновані методи мають кращу якість реконструкції, ніж

інші шість методів при однаковій частоті дискретизації, що може бути використано для отримання низькочастотної інформації та певної кількості високочастотної інформації про зображення. Іншими словами, покращується роздільна здатність важливих деталей і крайових структур на основі надійної реконструкції зображень. Покращений метод XY може генерувати порядки розміром 256×256 всього за 0,445 с, що на три порядки коротше, ніж у методу CC.

2 ТЕОРЕТИЧНИЙ АНАЛІЗ

2.1 Порівняння теорії

2.1.1 Принцип HSI та FSI

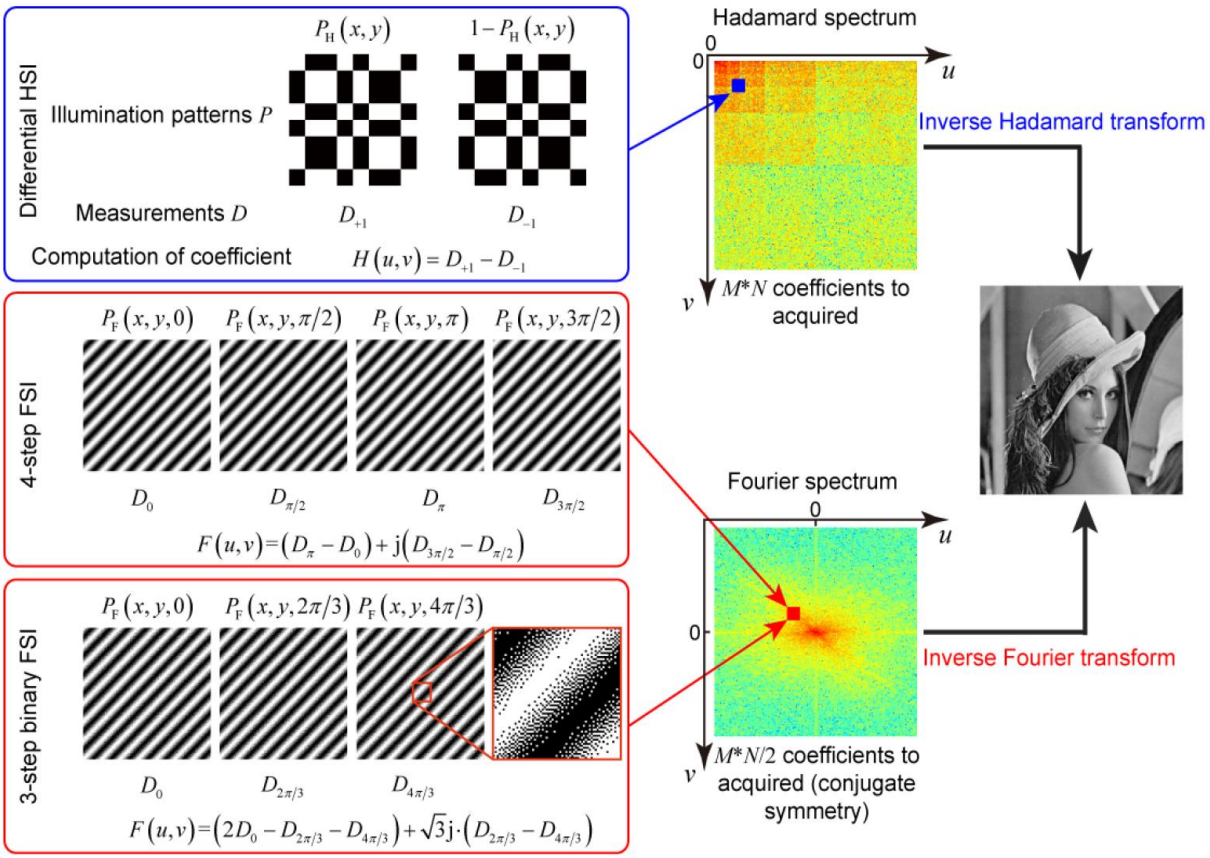


Рис. 1. Ілюстрація диференціального HSI, 4-ступінчастого FSI та 3-ступінчастого бінарного FSI.

В основі HSI лежить перетворення Адамара [38-40]. HSI отримує спектр Адамара зображення об'єкта та реконструює зображення об'єкта шляхом застосування оберненого перетворення Адамара. Спектр Адамара складається з групи коефіцієнтів Адамара. Кожному коефіцієнту відповідає унікальна картина базису Адамара. Для отримання коефіцієнта Адамара можна спроектувати відповідний(і) базисний(і) шаблон(и) Адамара на об'єкт і за допомогою однопіксельного детектора виміряти інтенсивність світла, що утворилася в результаті. Однопіксельне вимірювання інтенсивності світла математично еквівалентне внутрішньому добутку між базисною картиною Адамара та об'єктом. Таким чином, спектр Адамара може бути реконструйований на основі однопіксельних вимірювань. Двовимірне перетворення Адамара $H\{\ \}$ зображення $I(x, y)$, у визначається як [38]

$$\tilde{I}_H(u,v) = H\{I(x,y)\} = \sum_{x=0}^{M-1}\sum_{y=0}^{N-1} I(x,y)(-1)^{q(x,y,u,v)} \tag{1}$$

(x, y) - координата в просторовій області

$$q(x,y,u,v) \equiv \sum_{i=0}^{n-1}[g_i(u)x_i + g_i(v)y_i] \tag{2}$$

де (u, v) - координата в області Адамара, $n = \log_2 N$, та

$$\begin{aligned} g_0(u) &\equiv u_{n-1} \\ g_1(u) &\equiv u_{n-1} + u_{n-2} \\ g_2(u) &\equiv u_{n-2} + u_{n-3} \\ &\vdots \\ g_{n-1}(u) &\equiv u_1 + u_0 \end{aligned} \tag{3}$$

Умови u_i , v_i , x_i , та двійкові подання u, v, x , та y відповідно.

$$(u)_{decimal} = (u_{n-1}u_{n-2}\cdots u_1u_0)_{binary} \tag{4}$$

Спектру Адамара можна дати частотну інтерпретацію - вздовж кожного рядка/стовпчика спектру Адамара частотою називають кількість змін знаку. Однак, оскільки базисні шаблони Адамара не є строго періодичними, для позначення кількості змін знаку використовується слово "послідовність" [38]. Перетворення Адамара застосовне тільки для вхідних зображень розміром $N-$ на $-N$, де N , N/12 або N/20 є степенем 2.

Базисний шаблон Адамара $P_H(x,y)$ може бути отриманий шляхом застосування оберненого перетворення Адамара до дельта-функції $\delta_H(u,v)$

$$P_H(x,y) = \frac{1}{2}\left[1 + H^{-1}\{\delta_H(u,v)\}\right] \tag{5}$$

де $H^{-1}\{\,\}$ позначає обернене перетворення Адамара, та

$$\delta_H(u,v) = \begin{cases} 1, & u = u_0, v = v_0 \\ 0, & \text{otherwise} \end{cases} \tag{6}$$

Зразок базисної схеми Адамара, показаний на рис. 1, отримано шляхом підстановки u=5 і v=5 в рівняння (5). Таким чином, він має 5 змін знаків у кожному рядку і 5 змін знаків у кожному стовпчику.

Диференціальний HSI є варіантом HSI, що дозволяє кожному коефіцієнту Адамара $H(u, v)$ бути отриманим способом диференціального вимірювання [19-27]. Диференціальне HSI є сприятливим для придушення шумів. Як показано на рис. 1, для отримання коефіцієнта $H(u, v)$, диференціального HSI проводить два вимірювання. Один вимір отримується шляхом проектування Адамара базовий шаблон $P_H(x,y)$ а інший вимір - його оберненим значенням $[1 - P_H(x,y)]$. Коефіцієнт $H(u, v)$ отримується за допомогою двох відповідних вимірювань

$$H(u,v) = D_{+1} - D_{-1} \tag{7}$$

де D_{+1} та D_{-1}- вимірювання, що відповідають освітленості $P_H(x,y)$ і $[1 - P_H(x,y)]$, відповідно. Коефіцієнти Адамара є дійсними, а кількість коефіцієнтів Адамара дорівнює кількості пікселів зображення. Повна дискретизація $N \times N$ - пікселя зображення за допомогою диференціального HSI виконує $2N^2$ вимірювань.

В основі FSI лежить перетворення Фур'є. FSI отримує спектр Фур'є зображення об'єкта і реконструює зображення об'єкта шляхом застосування зворотного перетворення Фур'є. Спектр Фур'є складається з групи коефіцієнтів Фур'є. Кожному коефіцієнту відповідає унікальний базисний шаблон Фур'є (також відомий як синусоїдальний шаблон або шаблон з бахромою). Щоб отримати Фур'є коефіцієнт можна спроектувати відповідний(і) базисний(і) шаблон(и) Фур'є на об'єкт і використати однопіксельний детектор для вимірювання внутрішнього добутку між базисними шаблонами Фур'є та об'єктом. Таким чином, спектр Фур'є може бути реконструйований з однопіксельних вимірювань. Перетворення Фур'є було запропоновано наприкінці 1800-х років Жозефом Фур'є і широко використовується в різних галузях. Воно дозволяє розкласти будь-який сигнал на набір ортогональних синусоїдальних сигналів різної частоти. Наприклад, зображення як двовимірні сигнали можна розкласти на комбінацію синусоїдальних образів інтенсивності. Двовимірне перетворення Фур'є $F\{\ \}$ зображення $I\,(x,\,y)$ визначається як

$$\tilde{I}_F\,(u,v) = F\,\{I(x,y)\} = \sum_{x=0}^{M-1}\sum_{y=0}^{N-1} I(x,y)exp\,[-j2\pi\left(\frac{ux}{M}+\frac{vy}{N}\right)] \qquad (8)$$

де (x,y) координата в просторовій області, а (u,v) координата в системі координат Домен Фур'є. Базисний шаблон Фур'є $P_F(x,y)$ можна отримати шляхом застосування зворотного перетворення Фур'є в дельта-функцію $\delta_F(u,v,\varphi)$,

$$P_F(x,y) = \frac{1}{2}\left[1 + real\left\{F^{-1}\{\delta_F(u,v,\varphi)\}\right\}\right] \qquad (9)$$

де real$\{\ \}$ – позначає дійсну частину, $F^{-1}\{\ \}$ - обернене перетворення Фур'є, а

$$\delta_F(u,v,\varphi) = \begin{cases}\exp(j\varphi), & u = u_0, v = v_0\\ 0, & \text{otherwise}\end{cases}. \qquad (10)$$

4-ступінчастий FSI та 3-ступінчастий FSI є двома варіантами FSI, що використовують 4-ступінчасту формулу фазового зсуву рівняння (11) та 3-

ступінчасту формулу фазового зсуву рівняння (12), відповідно. Обидва варіанти реалізації дозволяють отримати кожен коефіцієнт Фур'є $F(u,v)$ шляхом диференціальних вимірювань. Як показано на рис. 1, 4-ступінчасті FSI та 3-ступінчасті FSI отримують кожен коефіцієнт Фур'є за допомогою 4 та 3 вимірювань відповідно. Зверніть увагу, що коефіцієнти Фур'є є комплексними величинами. 4-ступінчасте FSI дозволяє отримати кожен комплекснозначний коефіцієнт Фур'є за допомогою Коефіцієнт Фур'є *F(u,v)* шляхом проектування чотирьох моделей $P_F(x,y,0)$, $P_F(x,y,\pi/2)$, $P_F(x,y,\pi)$, $P_F(x,y,3\pi/2)$, та використовуючи відповідні чотири виміри $D_0, D_{\pi/2}, D_{3\pi/2}$:

$$F(u,v) = (D_\pi - D_0) + j(D_{3\pi/2} - D_{\pi/2}). \quad (11)$$

Також зазначимо, що $P_F(x,y,\pi)$ зворотна закономірність $P_F(x,y,0)$; $P_F(x,y,3\pi/2)$ - обернена до моделі $P_F(x,y,\pi/2)$. Кількість коефіцієнтів Фур'є така ж, як і у випадку піксельного зображення *(M×N)*. Попередньо відомо, що спектр Фур'є будь-якого дійсного зображення є спряженим симетричним, для повної дискретизації *M×N* - піксельного зображення з використанням 4-крокового FSI потрібно *2×M×N* вимірювань. Видно, що 4-ступінчастий FSI по суті є диференціальним методом вимірювання. FSI також може бути проведена з використанням 3-ступеневої формули фазового зсуву. При 3-кроковому FSI кожен комплексний коефіцієнт Фур'є отримується за допомогою 3 вимірювань,

$$F(u,v) = \left(2D_0 - D_{2\pi/3} - D_{4\pi/3}\right) + \sqrt{3}j \cdot (D_{2\pi/3} - D_{4\pi/3}), \quad (12)$$

де $D_0, D_{2\pi/3},$ та $D_{4\pi/3}$- вимірювання, що відповідають схемам освітлення з $P_F(x,y,0), P_F(x,y,2\pi/3)$, відповідно. З рівняння (12) видно, що 3- ступеневий FSI також є диференціальним методом вимірювання, але в несиметричній формі. Як і 4-ступінчастий FSI, 3-ступінчастий FSI має властивість придушення шумів, але його характеристики не такі хороші, як у 4-ступінчастого FSI. Це пов'язано з тим, що 4- ступінчаста FSI є диференціальним методом вимірювання в симетричній формі, в той час як 3-ступінчаста - в несиметричній формі. Повна дискретизація *M×N* - піксельне зображення з використанням 3-крокової FSI виконує вимірювання *1,5×M×N*. У порівнянні з 4-ступінчастою

FSI, 3-ступінчаста зменшує 25% вимірювань. Якщо коротко, то FSI та HSI є однопіксельними методами візуалізації, що базуються на базисній розгортці і теоретично дозволяють отримати ідеальну реконструкцію для будь-яких зображень у безшумних ситуаціях.

2.1.2 Генерація базових шаблонів

Суть однопіксельної візуалізації полягає у використанні активного освітлення для отримання просторової інформації про цільовий об'єкт. Замість того, щоб використовувати випадкові шаблони, методи однопіксельного сканування використовують детерміновані базисні шаблони для освітлення. На рисунку 1 показано порівняння між базисними схемами Адамара та Фур'є. Різниця може бути підсумована наступним чином: 1) Базисні шаблони Адамара є бінарними і мозаїки виглядають однаково, в той час як базисні шаблони Фур'є є відтінками сірого і смуги виглядають однаково; 2) Базисні шаблони Адамара мають тільки горизонтальні і вертикальні особливості, в той час як базисні шаблони Фур'є мають горизонтальні, вертикальні і похилі особливості; 3) Базисні шаблони Фур'є є строго періодичними, в той час як базисні шаблони Адамара не є такими.

Застосовність і продуктивність цих методів однопіксельного сканування базисних зображень залежать від ефективності та оперативності генерації базисних шаблонів. Тому необхідно зупинитися на методах формування базисних розгорток для HSI та FSI. Базисні схеми Адамара є бінарними (чорно-білими), що робить HSI природним чином придатним для однопіксельних систем формування зображень на основі цифрового мікродзеркального пристрою (DMD). Оскільки DMD є бінарним пристроєм, HSI може отримати вигоду від високошвидкісного бінарного освітлення, що надається DMD. Крім того, двійкові схеми на основі базису Адамара не призведуть до помилок квантування або гамма (нелінійних) спотворень. Однак, наскільки нам відомо, перетворення Адамара не має чіткого фізичного змісту, що робить схеми з базисом Адамара майже неможливими для створення фізичними засобами.

Застосування HSI залежить від використання SLM. Іншими словами, HSI, ймовірно, матиме труднощі, коли SLM недоступні в певних спектральних областях.

З іншого боку, картини на основі Фур'є, природно, мають відтінки сірого. Це призводить до того, що FSI не може безпосередньо скористатися перевагами високошвидкісної SLM. Наприклад, DMD працюють набагато повільніше в режимі відтінків сірого. Сучасний DMD може відображати ~20 000 двійкових шаблонів за секунду, але може відображати лише ~250 8-бітних (256 рівнів квантування) шаблонів у відтінках сірого за секунду. Таким чином, FSI страждає від повільнішої швидкості освітлення і, отже, довшого часу збору даних, ніж HSI. Крім того, використання будь-якого цифрового пристрою для генерування шаблонів на основі Фур'є призведе до помилок квантування. Коли кількість рівнів квантування занадто низька, отримані помилки квантування призведуть до вираженої деградації якості зображення. Запропоновано бінарний FSI [29], обхідний шлях, який використовує бінарні шаблони на основі Фур'є для освітлення. Бінарні шаблони Фур'є генеруються шляхом збільшення вибірки, а потім згладжування шаблонів Фур'є в градаціях сірого. Недоліком цього підходу є зниження просторової роздільної здатності. Хоча базисні моделі Фур'є не є повністю сумісними з DMD, на щастя, перетворення Фур'є є природним оператором і має фізичний сенс, що дозволяє генерувати базисні моделі Фур'є за допомогою деяких фізичних засобів. Наприклад, ідеальна тонка лінза може бути використана як двигун перетворення Фур'є, за допомогою якого перетворення Фур'є зображення об'єкта може бути отримане в задній фокальній площині тонкої лінзи. Навіть без тонкої лінзи перетворення Фур'є зображення об'єкта може бути приблизно отримане за допомогою дифракційної картини далекого поля, яка піддається дифракції Фраунгофера. Таким чином, можна згенерувати Фур'є базисних схем за допомогою інтерференції двох плоских хвиль, що додає застосовності FSI, особливо для випадків, коли SLM дорогі або навіть недоступні. Коротше кажучи, FSI є більш гнучким і варіативним, ніж HSI, з точки зору генерації світлових картин, в той час як HSI

може отримати набагато більше переваг від високошвидкісних двійкових DMD-дисків.

Стійкість до шуму. Як HSI, так і FSI в принципі є стійкими до темнових шумів та шумів зчитування, оскільки, як видно з рівнянь (1) та (8), перетворення Адамара та перетворення Фур'є є глобальними перетвореннями. Глобальне перетворення має таку властивість, що кожна точка (коефіцієнт) в області перетворення є зваженою сумою всіх точок в просторовій області і кожна точка (піксель зображення) в просторовій області також є зваженою сумою всіх точок в області перетворення. Іншими словами, глобальне перетворення передбачає, що кожен піксель реконструйованого зображення має внесок від усіх вимірювань, і такий процес усереднення дозволяє нівелювати похибки вимірювань. Крім того, середній потік на кожну модель Адамара/Фур'є не залежить від кількості пікселів, і кожне вимірювання збирає в середньому половину загального потоку.

З точки зору похибок квантування HSI перевершує FSI. Це пов'язано з тим, що базисні схеми Фур'є безперервно змінюються у просторі та за величиною. Таким чином, помилки квантування будуть викликані при використанні цифрових пристроїв [таких як DMD або рідкий кристал на кремнії (LCoS)] для генерації базисних схем Фур'є. Такі помилки погіршуватимуть якість кінцевої реконструкції. З іншого боку, базисні шаблони Адамара, природно, є дискретними. Цифрові пристрої здатні генерувати шаблони базису Адамара без помилок квантування.

2.1.3 Ефективність

Під ефективною однопіксельною зйомкою мається на увазі техніку, яка дозволяє реконструювати чітке зображення за допомогою невеликої кількості вимірювань. Крім того, високоефективна однопіксельна візуалізація дозволяє отримувати зображення в часі. Оскільки пропускна здатність системи однопіксельної візуалізації за своєю суттю обмежена швидкістю зчитування

однопіксельного детектора, це має вирішальне значення для підвищення ефективності методів однопіксельної візуалізації.

Ефективність методу однопіксельних зображень з базовим скануванням залежить від того, наскільки добре використовуване перетворення концентрує енергію зображення. Якщо перетворення здатне високо концентрувати енергію зображення в межах хвильової смуги (тобто невелика кількість коефіцієнтів має великі величини), можна просто виміряти ці коефіцієнти з великими величинами і опустити решту для підвищення ефективності.

Для природних зображень енергія зазвичай рівномірно розподілена в просторовій області. Як перетворення Адамара, так і перетворення Фур'є мають здатність концентрувати енергію зображення поблизу початку області їх перетворення. Таким чином, як HSI, так і FSI здатні реконструювати зображення в умовах Найквіста (Nyquist) за рахунок дискретизації коефіцієнтів з великою амплітудою. Як буде кількісно продемонстровано в наступному розділі експериментального порівняння, для природних зображень перетворення Фур'є дає більш стисле представлення, ніж перетворення Адамара. Іншими словами, FSI перевершує HSI з точки зору концентрації енергії.

Крім того, фізичний зміст перетворення Фур'є дає йому можливість характеризувати імпульсну характеристику деякої оптичної системи. Оптична передавальна функція (OTF), що визначається як перетворення Фур'є точкової функції розповсюдження, показує, як система обробляє різні просторові частоти. Для більшості оптичних систем OTF є еквівалентним низькочастотним просторовим фільтром. В результаті, просторова інформація, яку може зібрати система візуалізації, фільтрується низькочастотним фільтром.

Видно, що характеристики природних зображень та оптичної системи візуалізації концентрують енергію зображення в області нижніх частот Фур'є-області. Це призводить до швидкої збіжності за якістю реконструкції для FSI з дискретизацією спектру Фур'є вздовж приросту просторової частоти.

У деяких ситуаціях з обмеженою дифракцією, таких як мікроскопія, досяжна просторова роздільна здатність визначається просторовою частотою відсікання, заданою дифракційною межею. У цьому випадку оптична система діє як низькочастотний фільтр з кінцевою здатністю розрізняти деталі. В з математичної точки зору, дифракційно-обмежена система задає просторову частоту зрізу f_0 в Область Фур'є. Тільки просторова інформація, яка потрапляє в кругову низькочастотну смугу з радіусом f_0 можна придбати через систему. Таким чином, підхід, який апробує FSI Фур'є-спектр по коловій траєкторії і зупиняється на частоті зрізу є найбільш ефективним для дифракційно-обмеженої системи в принципі. Якщо задана просторова частота зрізу системи, FSI дозволяє проводити вибірку тільки кругової низькочастотної смуги. Навіть якщо частота просторового зрізу не задана, FSI дозволяє дискретизувати область Фур'є вздовж кругової траєкторії до тих пір, поки енергія, що дискретизується, не стане нижчою за певний поріг. На противагу цьому, базисні схеми Адамара фактично є ступінчастими функціями, смуга пропускання яких є нескінченною. Система з обмеженням дифракції застосовує низькочастотну фільтрацію до базисних моделей Адамара, що призводить до розмиття. Отже, реконструкції з недостатньою дискретизацією в HSI будуть погіршені. Для HSI, чим нижча частота відсікання, тим більш помітною буде деградація.

Як показано на рис. 1, низькочастотні компоненти, як правило, мають набагато більшу величину, ніж високочастотні компоненти, як показано на рис. 2. Це попереднє знання передбачає просту, але ефективну стратегію вибірки, яка полягає в тому, що в процесі збору даних потрібно відбирати тільки низькочастотні компоненти.

2.2 Принципи та методи

2.2.1. Однопіксельна візуалізація з основою Адамара

HSI - це метод SPI, заснований на перетворенні Адамара, а в якості шаблону використовується матриця Адамара [38]. Матриця Адамара - це

ортогональна матриця, що містить тільки 1 і -1, а її довільні рядки і стовпці ортогональні. Матриця Адамара порядку 2^k визначається наступним чином:

$$H_{2^k} = \begin{bmatrix} +H_{2^{k-1}} & +H_{2^{k-1}} \\ +H_{2^{k-1}} & -H_{2^{k-1}} \end{bmatrix}, \quad H_2 = \begin{bmatrix} +1, & +1 \\ +1, & -1 \end{bmatrix} \quad H_1 = [+1] \tag{13}$$

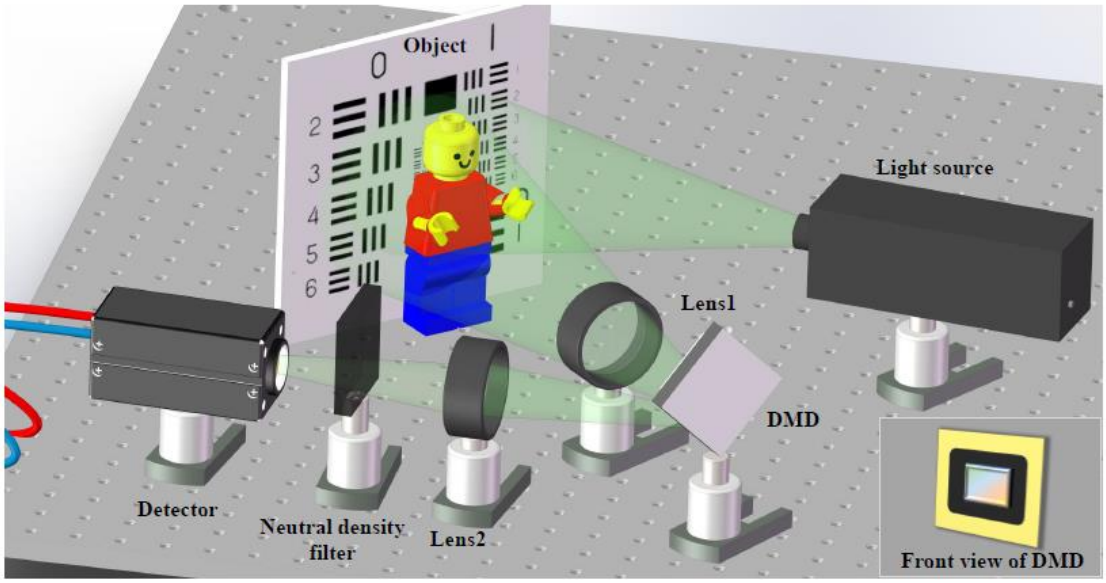


Рис. 2. Схема експериментальної установки.

Як показано на рис. 2, в експерименті об'єкт освітлюється джерелом світла, а відбите світло від об'єкта збирається лінзою і формується на просторовому модуляторі світла DMD. Модульоване світло збирається детектором через лінзу, який виводить загальну інтенсивність світла. Якщо об'єкт $O(x, y)$ має розмір $N \times N$, то потрібно сформувати матрицю Адамара H_{N^2} і переформувати рядки цієї матриці в N^2 шаблонів $I^i(x, y)(i = 1 \cdots N^2)$, кожен розміром $N \times N$ пікселів, де x та y - двовимірні декартові координати положення. Потім шаблони $I^i(x, y)$ завантажуються на DMD для виконання модуляції цільового об'єкта. Оскільки DMD може виконувати модуляцію тільки двійкової матриці, то матриця Адамара може бути продиференційована в шаблонну пару $I_+^i(x, y)$ та $I_-^i(x, y)$, що складається з 0 та 1. $I_+^i(x, y)$ генерується за допомогою $\frac{1}{2}$ $[I^i(x, y) + 1]$ а відповідний вимірювання однопіксельного детектора B_+^i. $I_-^i(x, y)$

генерується $\frac{1}{2}\,[1 - I^i(x,y)]$. і відповідне однопіксельне вимірювання детектора дорівнює B^i,

$$B^i = B^i_+ - B^i_- = \sum_{x,y} I^i(x,y) \cdot O(x,y) \qquad (14)$$

що відповідає закономірності $I^i(x,y)$. Вимірювання B^i відповідає спектральному коефіцієнту Адамара $h^i(u,v)$, де u і v - спектральні параметри. Спектр Адамара $h(u,v)$ цільового зображення може бути отриманий після послідовного завантаження N^2 шаблонів. Вихідне зображення може бути отримане шляхом виконання оберненого перетворення Адамара над спектром Адамара. Для реконструкції використано алгоритм TVAL3 [39] для зменшення шуму реконструкції та покращення якості зображення. Наведений вище принцип HSI може бути виражений в CS наступним чином:

$$B = A\alpha \qquad (15)$$

Тут B - значення вимірювання, яке є векторною формою стовпчика сумарних вимірювань; A складається з вибраних рядків у H_{N^2}, його розмір - $M \times N^2$, M - кількість необхідних вимірювань; α - векторна форма $O(x,y)$.

2.2.2 Стратегія вибору шаблону Адамара

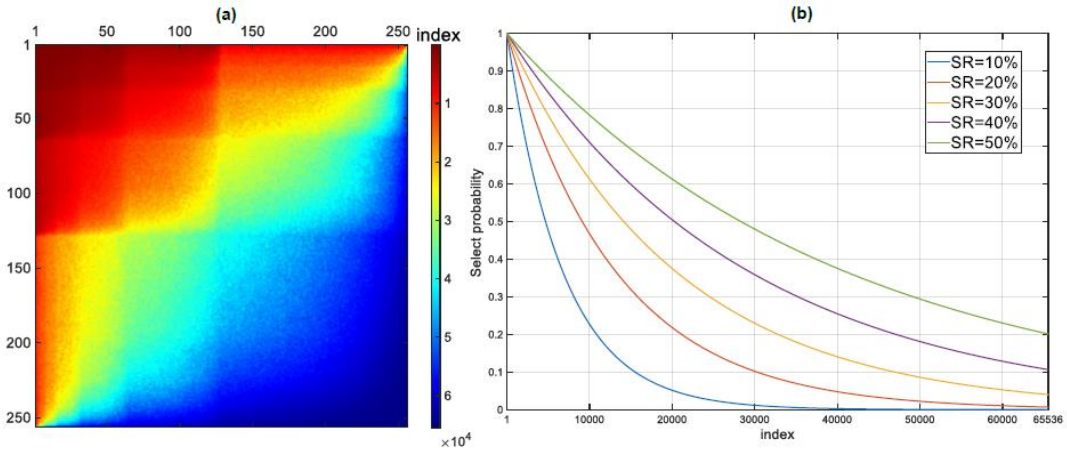


Рис. 3. Стратегія вибору шаблону Адамара. (а) Траєкторія вибірки попереднього порядку (PO), $p = q = 256$. (б) Графік функції ймовірності при різних співвідношеннях вибірки.

На відміну від попередніх методів, які аналізують форму шаблонів Адамара і визначають порядок, в даній роботі для визначення порядку відбору шаблонів Адамара використовується розмір коефіцієнтів на спектрі Адамара в поєднанні з експоненціальною функцією.

Наш метод складається з двох частин: Перший крок полягає у визначенні попереднього порядку розподілу спектральної енергії Адамара від високих до низьких значень за допомогою набору даних. У моделюванні ми використовуємо загальновживаний набір даних для реконструкції зображень DIV2K [40, 41], який містить 800 зображень. Кожне зображення було перетворено у відтінки сірого та змінено розмір до $p \times q$ пікселів, де $p \times q$ пікселів - це розмір реконструйованого зображення. Ми виконали перетворення Адамара для 800 зображень у базі даних, а потім нормалізували та підсумували всі спектри, щоб отримати спектр потужності Адамара за цією базою даних. Коефіцієнти в спектрі потужності відсортовані в порядку спадання для отримання PO, який представлений індексним числом. Чим більший коефіцієнт, тим менший індекс. Таким чином, ми знайшли напрямок, в якому енергія розташовується від більшої до меншої на спектрі Адамара. Індексне число має два виміри (рядок і стовпець), що визначає його положення на спектрі Адамара. Положення визначає, якій картині Адамара він відповідає, тому ми можемо показати PO у вигляді двовимірного зображення (рис. 3(а)).

Другим кроком є відбір паттернів Адамара із зазначеним обсягом вибірки. У програмі Спектр Адамара, експоненціальна функція використовується як PF для випадкової вибірки вздовж спадаючого напрямку розподілу енергії, тобто напрямку PO. Функція ймовірності має вигляд:

$$E(n) = a^{[(n-1)/(p\times q)]} \quad (n = 1 \cdots p \times q), \tag{16}$$

де a - розрахункове значення $(0 < a < 1)$, при визначенні розміру шаблону величина "a" змінюється тільки від співвідношення вибірки $(SR = M/(p \times q))$, як показано на рис. 3(б); n - індексний номер PO, $E(n)$ - ймовірність того, що буде обрана точка з номером n. Ця PF використовується для випадкової

вибірки для завершення відбору спектральних точок. Відповідно, для реконструкції об'єкта використовуються шаблони Адамара, що відповідають спектральним точкам. У наведеному вище методі першим кроком нашого методу є визначення PO спектру Адамара. Такий спосіб використання бази даних для отримання траєкторії дискретизації є неефективним. Як показано на рис. 4, повністю спостерігаючи траєкторію дискретизації різних порядків на спектрі, ми об'єднав характеристики вибірки попередніх порядків з кращою ефективністю (CC порядок та TV порядок) та PO, отриманий з бази даних. Потім ми представляємо новий метод впорядкування шаблону Адамара, який називається порядок XY, що може бути використаний для заміни PO та покращення ефективності.

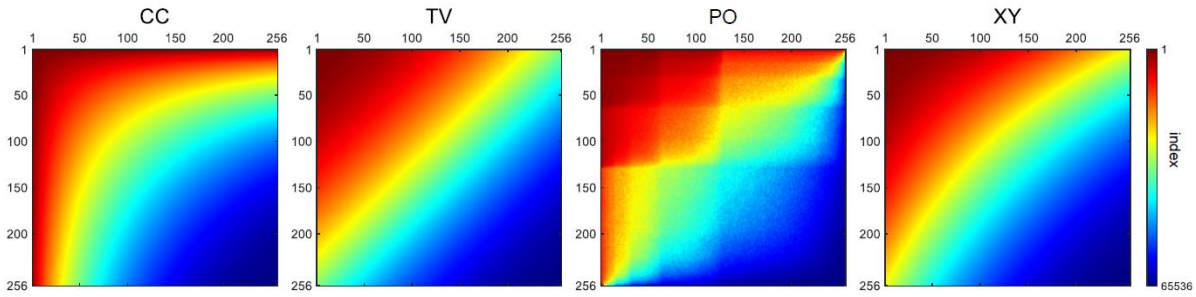


Рис. 4. Траєкторії дискретизації спектра Адамара для CC порядку, TV порядку, PO та XY порядку. ($p = q = 256$)

У порядку XY ми використовуємо декартові координати для визначення значущості спектральних коефіцієнтів, а потім сортуємо коефіцієнти та базисні моделі відповідним чином. Генерація порядку XY відбувається наступним чином. (1) Визначити лівий верхній кут спектра Адамара як початок координат і встановити двовимірну декартову систему координат x-y. Кожен коефіцієнт спектра має відповідні значення по осях x та y. Вагове значення m кожної точки спектра розраховується за наступною формулою:

$$m = x \cdot y + \frac{x^2+y^2}{4}. \quad (17)$$

(2) Відсортувати базові шаблони в порядку зростання їх m значень, представлених індексом. Деталі з меншими індексами знаходяться на початку

порядку XY. Порядок довільний, особливо для базових деталей з однаковим значенням m.

Таблиця 1. Час генерації різних порядків Адамара.

	Розмір шаблонів			
	Методи	64	128	256
Час (s)	CC	1.999	23.730	430.785
	TV	0.091	1.305	16.659
	XY	**0.038**	**0.115**	**0.445**

Нещодавно було проаналізовано проблему складності різних порядків Адамара [35] та протестовано час генерації порядку XY. У таблиці 1 показано час генерації, необхідний трьома методами сортування для різних розмірів шаблонів. Оскільки порядок XY може бути згенерований тільки за допомогою спектральних координат, він не потребує аналізу характеристик шаблонів, як інші порядки. Тому він має надзвичайно високу швидкість генерації і дуже низьку комплексність. При генерації порядку шаблона Адамара розміром 256×256 його швидкість складає всього 0,1% від швидкості генерації порядку CC.

На рис. 5 показано діаграму вибірки в спектральній області Адамара для восьми стратегій вибірки (Випадковий порядок, Природний порядок, Порядок Уолша, RD порядок, CC порядок, TV порядок, PO+PF, XY+PF) при $p = q = 256$ при SR=10%. Методи порівняння включають класичні та поширені методи сортування шаблонів Адамара.

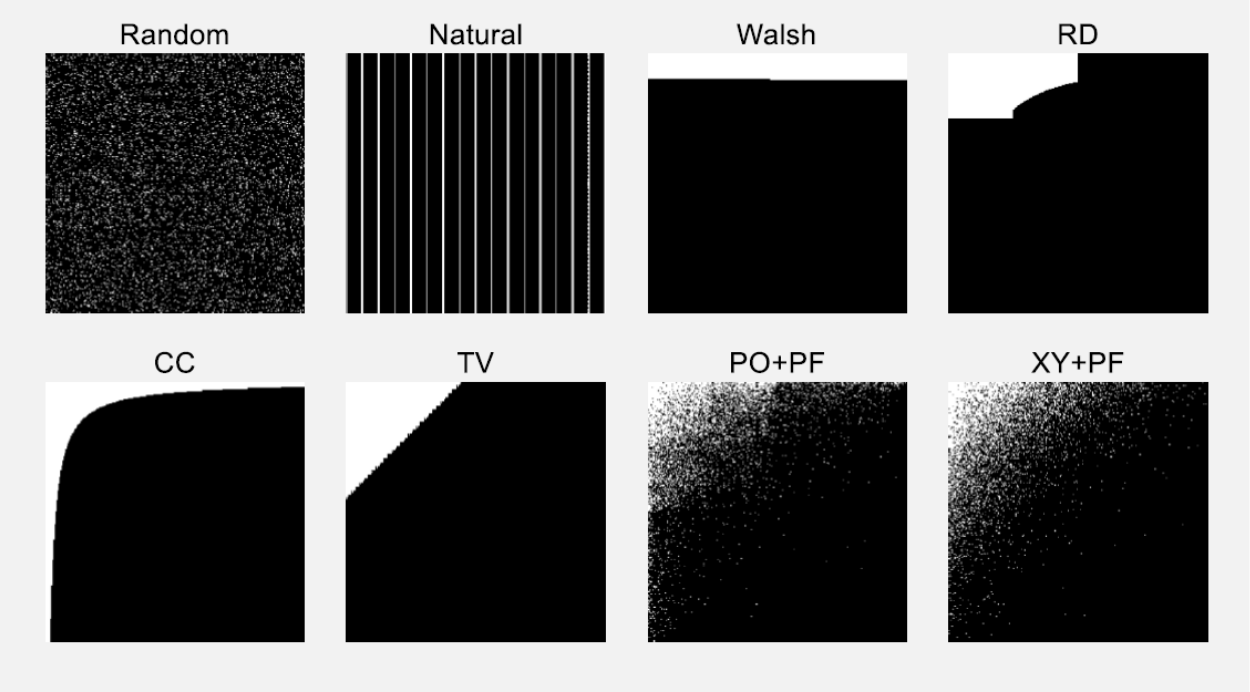


Рис. 5. Діаграма дискретизації в спектральній області Адамара для різних стратегій дискретизації.

У спектральній діаграмі дискретизації виділена область білого кольору, а невиділена - чорного. На цей раз a дорівнює $4{,}5386 \times 10^{-5}$, що є розрахунковим значенням при SR=10%. Всі розрахунки проводилися на персональному комп'ютері з процесором Intel Core i7-10700F @ 2.90GHz та оперативною пам'яттю 16 GB. Розрахунки проводилися в програмі MATLAB R2021a. Результати дискретизації в спектральній області показують, що порядки з хорошою комплексною здатністю в попередній порівняльній роботі, такі як порядок CC і порядок TV, мають тенденцію переважно збирати низькочастотну частину спектра з більш високою енергією. Наш метод може пропорційно відбирати високочастотні та низькочастотні частини спектру. Ми також демонструємо ефект запропонованого методу за допомогою експериментів та моделювання.

3 ЕКСПЕРИМЕНТ

3.1 Метод оцінки

Для об'єктивної оцінки плюсів і мінусів стратегії дискретизації ми обрали два різних показники для кількісної оцінки якості зображення: пікове відношення сигнал/шум (PSNR) і структурна схожість (SSIM). PSNR - це відношення максимально можливої потужності сигналу до потужності деструктивного шуму, що впливає на точність його представлення. Часто використовується як об'єктивний критерій оцінки якості реконструкції при відновленні зображень. Визначається він наступним чином:

$$PSNR = 10 \times \log_{10}\left(\frac{peakval^2}{MSE}\right), \tag{18}$$

$$MSE = \frac{1}{pq}\sum_{x=1}^{p}\sum_{y=1}^{q}[O'(x,y) - O(x,y)]^2,$$

де MSE - середньоквадратична похибка відновленого зображення з оригіналу; p та q - довжина та ширина зображення; O - сигнал оригінального зображення; O' - сигнал відновленого зображення; x та y - рядок та стовпець зображення; *peakval* або задається користувачем, або береться з діапазону типу даних зображення. Чим вище PSNR, тим менше спотворення відновленого зображення, і тим краща якість реконструкції. SSIM - це індекс для вимірювання схожості двох зображень. Цей метод використовує середнє значення для оцінки яскравості, стандартне відхилення для оцінки контрасту, коваріацію для оцінки структурної подібності, а для оцінки реконструйованого зображення використовуються три різні показники зображення.

$$SSIM(x,y) = \frac{(2\mu_x\mu_y + C_1)(2\sigma_{xy} + C_2)}{(\mu_x^2 + \mu_y^2 + C_1)(\sigma_x^2 + \sigma_y^2 + C_2)}. \tag{19}$$

де C_1та C_2- константи; $\mu_x, \mu_y, \sigma_x, \sigma_y$ та σ_{xy} - середнє, дисперсія та коваріація зображень *x* та *y*. Чим вище SSIM, тим краща схожість відновленого зображення з вихідним, і тим краща якість реконструкції.

3.2. Результати моделювання

Для моделювання було обрано два класичних зображення - мішень з роздільною здатністю USAF1951 та оператор. Обидва зображення мають роздільну здатність 256×256 пікселів та змішаний 1% гаусівський шум для імітації реальної ситуації. На рис. 6 показано результати реконструкції мішені з роздільною здатністю USAF1951. Порівнюючи результати реконструкції, можна сказати, що результати випадкового порядку та природного порядку є вкрай поганими. Розрізнити повне зображення практично неможливо. Результати порядку Уолша частково розмиті, а порядок RD, порядок CC, порядок TV та наш метод відновили кращі зображення. Результати, отримані за допомогою нашого методу, мають повні структури і чіткі деталі, кращі, ніж у інших порядків. Для кількісного порівняння ефектів реконструкції декількох стратегій дискретизації ми використовували PSNR для оцінки загальної якості зображення. Як показано на рис. 6, реконструйовані зображення випадкового порядку та природного порядку значно гірші за інші порядки. Крім того, їхні значення PSNR становлять лише 13,057 та 11,5574 при SR = 5%, тому вони виключені з лінійної діаграми для порівняння. На рис. 7 показані різні стратегії дискретизації з використанням алгоритму TVAL3 для реконструкції зображення, яке порівнюється з оригінальним зображенням для отримання PSNR. Кожна точка показує середні значення п'яти вимірювань з додаванням шуму. До всіх кількісних даних були додані смуги похибок, а висота смуг похибок вказує на стандартне відхилення. Видно, що загальний ефект наших методів є кращим, ніж у серії попередніх методів, коли частота дискретизації перевищує 10%. Хоча CC має кращі значення PSNR при частоті вибірки 5% та 7%, різниця між порядком CC та нашими методами не є чітко помітною при візуальному спостереженні.

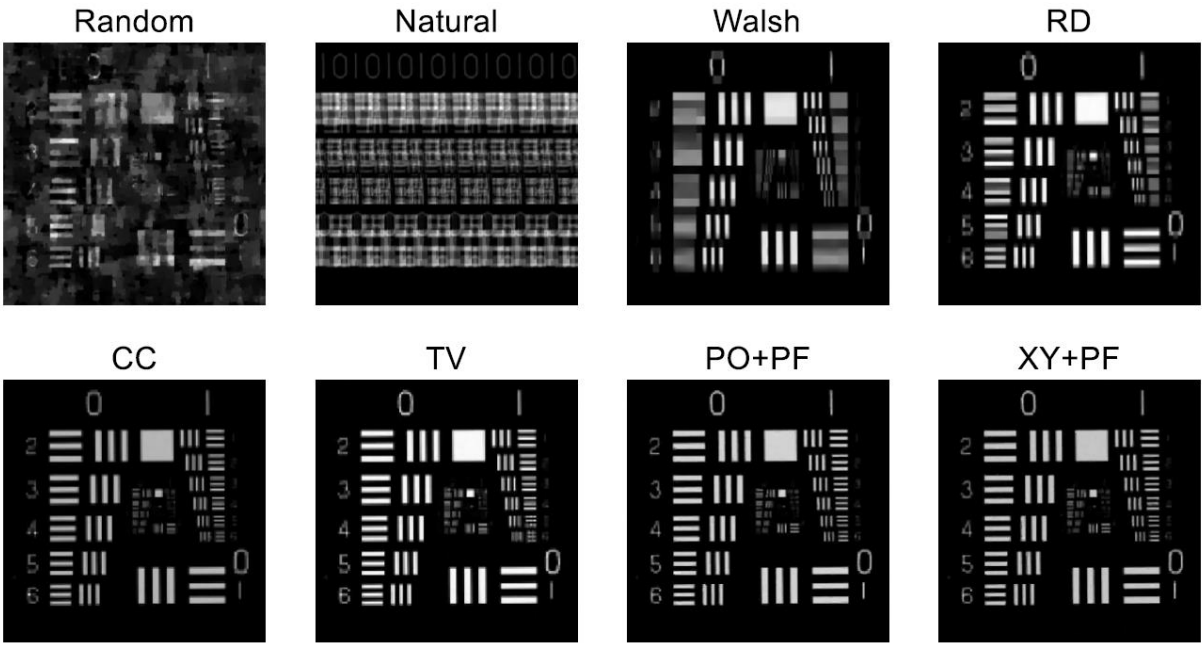


Рис. 6. Результати моделювання мішені роздільної здатності при різних стратегіях вибірки. (Випадковий порядок, природний порядок, порядок Уолша, RD порядок, CC порядок, TV порядок та наші методи (PO+PF та XY+PF)) (SR = 10%)

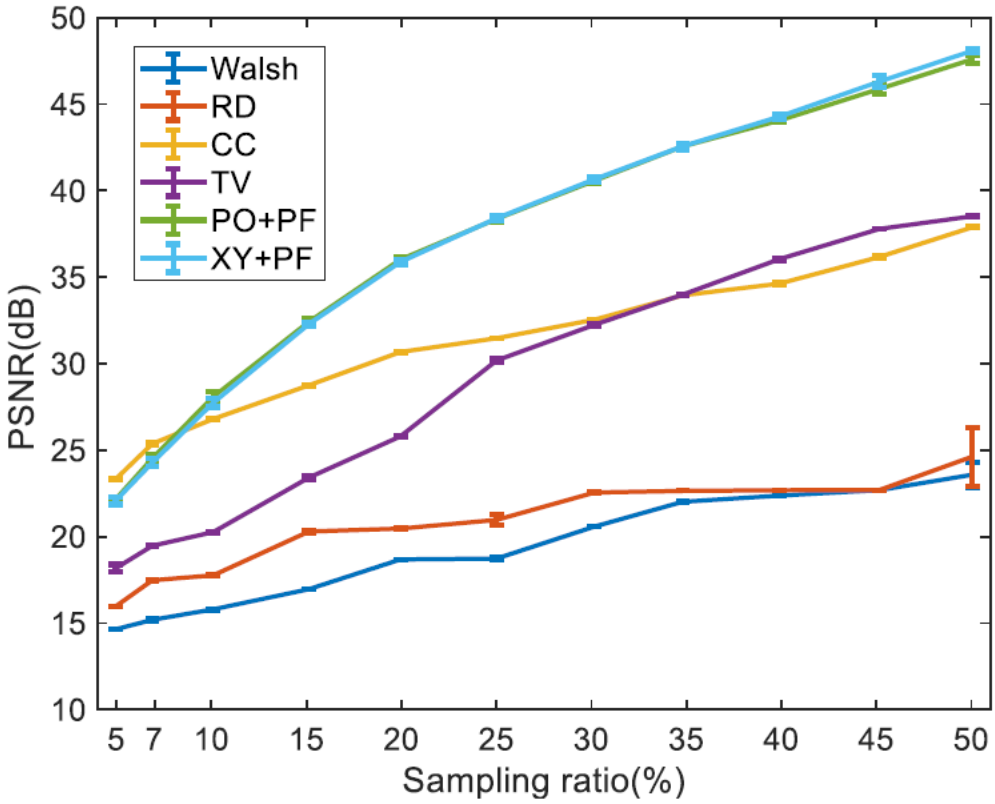


Рис. 7. Порівняння PSNR загального ефекту мішені роздільної здатності.

Ми також вибрали деталізовані області, щоб продемонструвати, що наш метод може покращити деталізацію реконструйованого зображення. На рис. 8(a) показано, для порівняльних експериментів обрано смугасту частину (червоний квадрат) та числову частину (жовтий квадрат) зображення. На рис. 8 (b) і (c) для смугастої частини для випадкового порядку, природного порядку, порядку Уолша і порядку RD є ділянки, які не можуть бути успішно реконструйовані. Межа смуги порядку CC розмита. TB - порядок не має достатньої здатності до відновлення найтонших смуг. Наші методи відновили найрізкіші смуги при тій самій частоті дискретизації. Щодо числової частини, то очевидно, що кількість наших методів є хорошою, а роздільна здатність - найвищою. На рис. 8 (d) і (e) показані результати кількісного аналізу детальної частини. Значення SSIM нашого методу в смугастій частині подібне до значення SSIM порядку CC, але в числовій частині він має набагато сильніші показники, ніж інші порядки.

Далі для тесту використовується сіро-масштабне зображення "оператор". На рис. 9 показано, що наш метод реконструює багато деталей кордону на основі відновлення загальної інформації. Кількісні результати порівняння зображень "оператор" показані на рис. 10(a). Враховуючи якість зображення в цілому, наш метод перевершує інші шість методів. На рис. 10 показано два результати порівняння деталей. Як показано на рис. 10(c), для деталі "штатив" наш метод може краще окреслити граничний контур основного об'єкта і виділити основний об'єкт на фоні. Для частини "обличчя" на рис. 10(d) риси обличчя на реконструйованому зображенні, отриманому за тих же умов з використанням нашого методу, більш рельєфні та чіткі. Пригнічується ефект дзвону на межі волосся і пальто, зменшуються зазубрені смуги від жердини, що утримує руку, і покращується детальна роздільна здатність, що свідчить про те, що наш метод перевершує інші шість методів. Лінійні графіки SSIM на рис. 10 (e) і (f) добре демонструють вищевказаний аналіз.

Порівняння між неозброєним оком та кількісним аналізом підтвердило, що наш метод дозволив добре розрізнити деталі. Варто зазначити, що ці два

зображення не належать до набору даних DIV2K, що може підтвердити універсальність запропонованого методу.

3.3. Результати експерименту

Експериментальна установка зображена на рис. 2. Джерелом світла був світлодіодний паралельний світильник (KM- SPP505-W, розмір променя Ф 50 мм). DMD (TI DLP7000) містив 1024×768 індивідуально керованих мікродзеркал, кожне з яких мало розміри 13,68μм×13,68μм. Розмір завантаженої картини Адамара становив 128×128 пікселів, а DMD працював з частотою кадрів 30 Гц, що є верхньою межею частоти кадрів детектора.

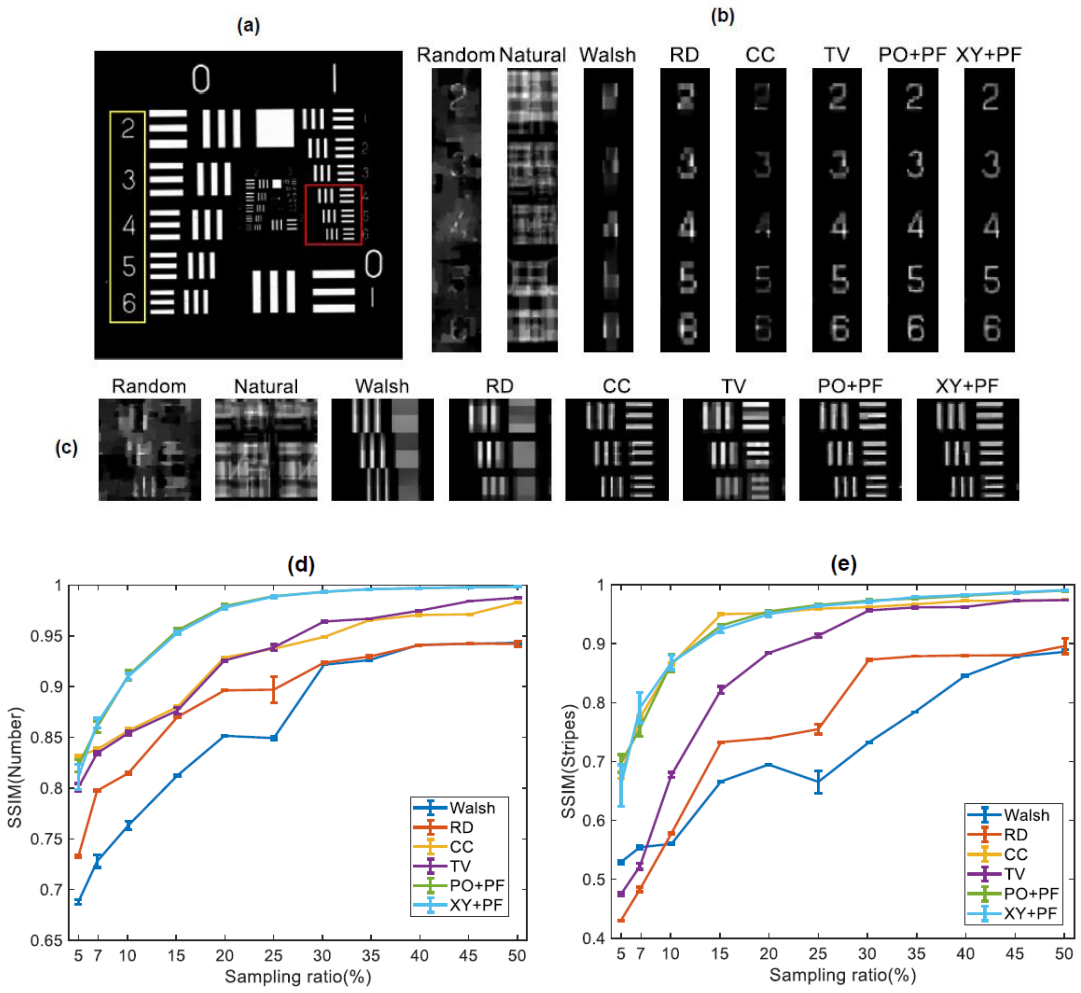


Рис. 8. Результати детальної реконструкції мішені роздільної здатності. (a) Дві виділені деталізовані області мішені роздільної здатності. (b) Деталізація номерної частини (SR = 10%), (c) - значення SSIM в області (d). Деталізація смугової частини (SR = 10%), (e) - значення SSIM в області (a).

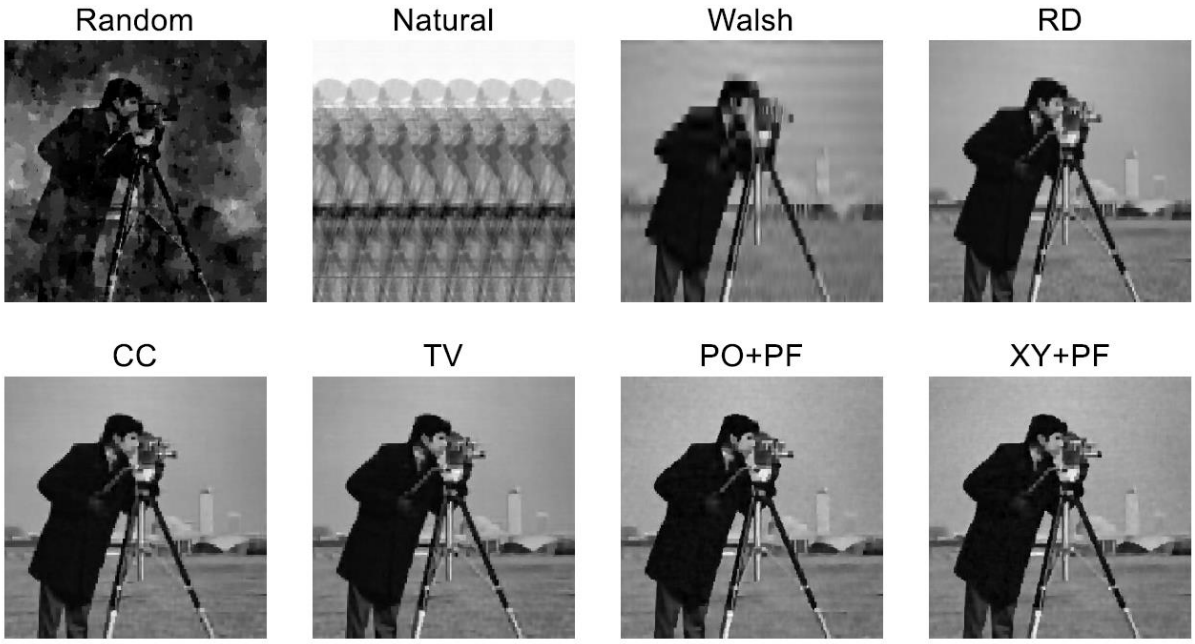
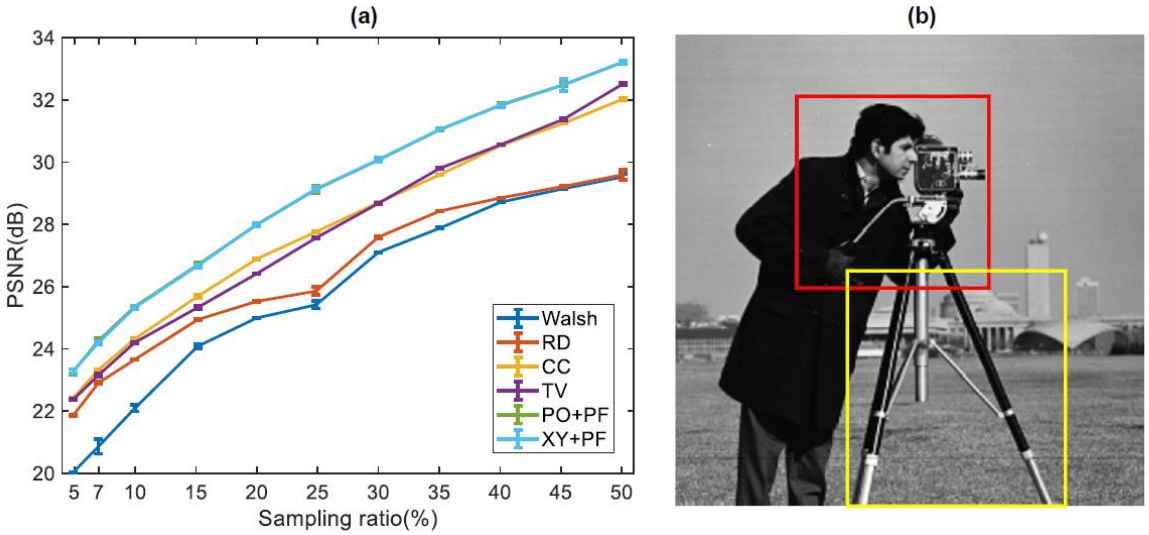


Рис. 9. Результати моделювання оператора при різних стратегіях вибірки. (Випадковий порядок, природний порядок, порядок Уолша, порядок RD, порядок CC, порядок TV та наші методи (PO+PF та XY+PF)) (SR = 10%)



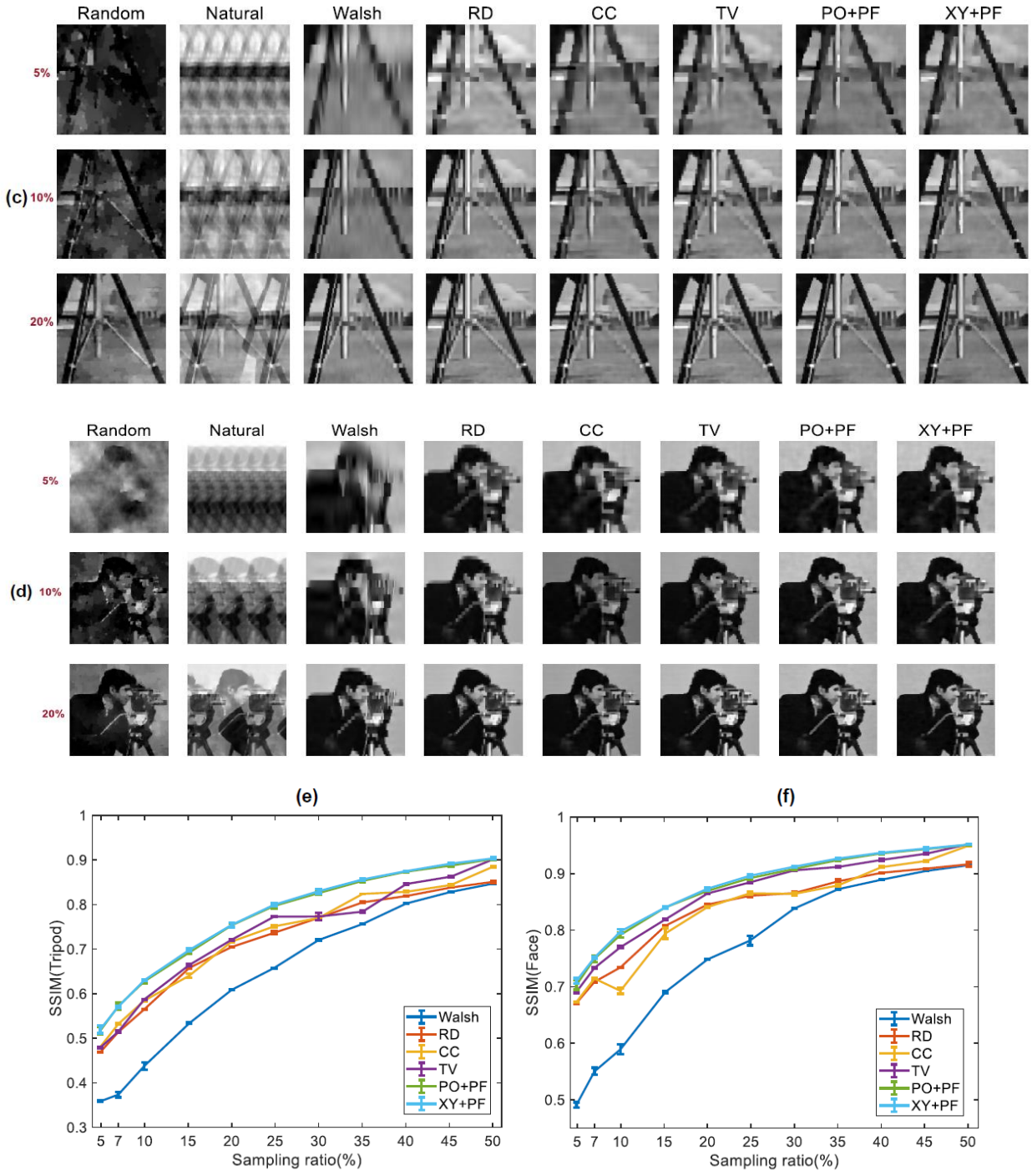


Рис. 10. Загальні та детальні результати реконструкції оператора. (a) Порівняння PSNR загального ефекту оператора. (b) Дві виділені детальні ділянки оператора. (c) Деталі штативної частини (SR = 10%, 20%, 30%), (e) - значення SSIM в зоні (c). (d) Деталі лицьової частини (SR = 10%, 20%, 30%), (f) - значення SSIM в області (c)

В якості детектора в даній роботі використовувався прилад із спареним зарядом (CCD, IMPERX B1620M), який застосовувався тільки як ковшовий детектор [42, 43], а в якості просторової роздільної здатності CCD не використовувалось. Кожного разу при перевертанні DMD CCD виводив значення загальної інтенсивності світла як величину вимірювання. Таким чином, зібрані значення вимірювань надсилалися до комп'ютера. Алгоритм використовувався для відновлення зображення. У цьому експерименті об'єктом спостереження була іграшкова фігурка, а її фоном - стандартна мішень USAF1951. Для кількісного аналізу експериментальних даних використовувалися методи PSNR та SSIM. В якості вихідного зображення використовувалося реконструйоване зображення, отримане при частоті дискретизації 100%.

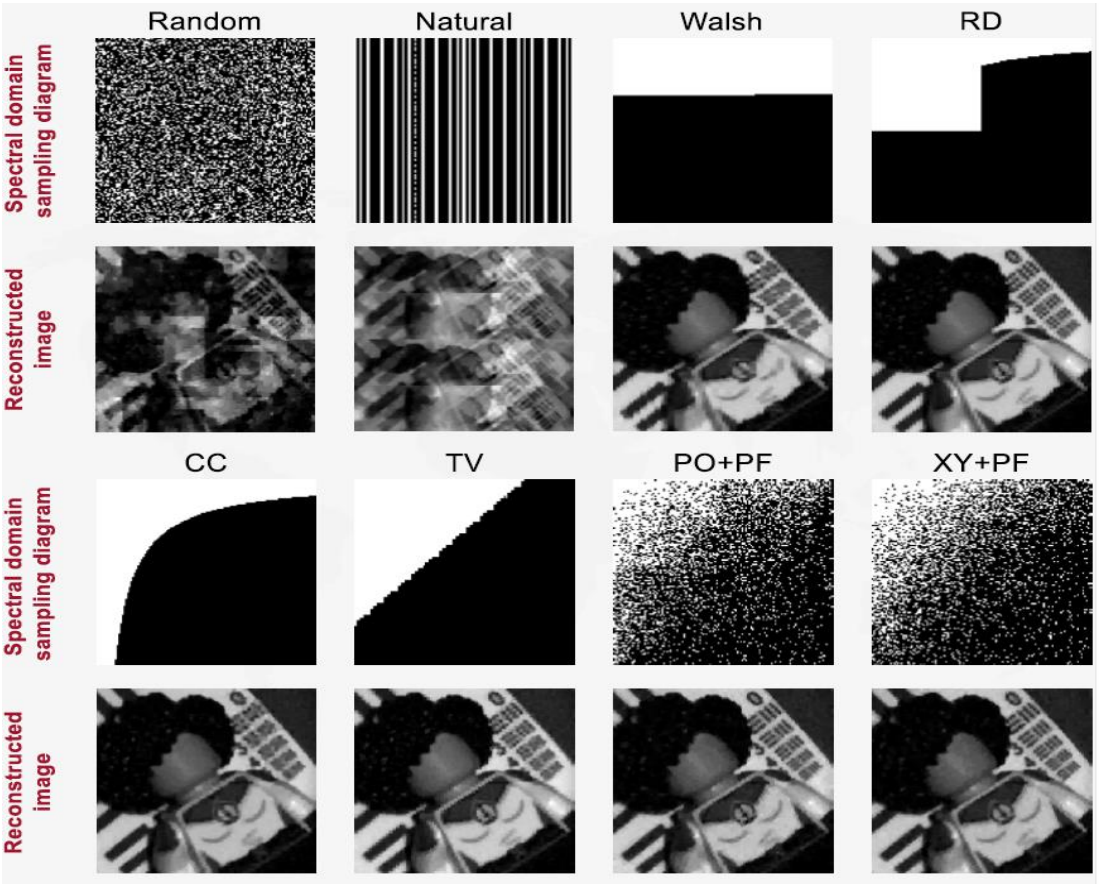


Рис. 11. Експериментальні результати різних стратегій вибірки. (Випадковий порядок, природний порядок, порядок Уолша, RD порядок, CC порядок, TV порядок та наш метод (PO+PF та XY+PF)) (SR=30%)

Аналогічно, в експерименті порівнювалися реконструкції випадкового порядку, природного порядку, порядку Уолша, RD порядку, CC порядку, TV порядку та нашого методу. На рис. 11 наведено результати експерименту для різних стратегій дискретизації з однаковою частотою дискретизації. Наші методи добре реконструювали сіро-масштабні об'єкти (іграшкові скульптури), а також звернули увагу на деталі роздільної здатності версії на задньому плані. На рис. 12 показано кількісний аналіз загального ефекту реконструкції зображення. Запропонований метод має кращу якість реконструкції, ніж інші шість методів.

На рис. 13 наведено результати можливості розрізнення дрібних деталей, якими надруковані зазначені області. Виділені деталізовані області - це група 0, елементи 2,3,4,5,6 мішені з роздільною здатністю USAF1951. Мозаїчне розмиття з'являється при низькій частоті дискретизації при застосуванні випадкового порядку. Зображення можуть накладатися в природному порядку, а вертикальні смуги розломів можуть з'являтися в порядку Уолша. Для смуг при частоті дискретизації 40% роздільна здатність порядку RD є низькою, смуги порядку CC є зв'язними та нечіткими, а порядок TV може розрізняти лише товстіші смуги. В той же час, запропонований метод повністю відновлює смуги роздільної здатності з деталями, перевершуючи інші методи дискретизації, такі як TV порядок та CC порядок. Рис. 13(b) кількісно підтверджує перевагу цього методу.

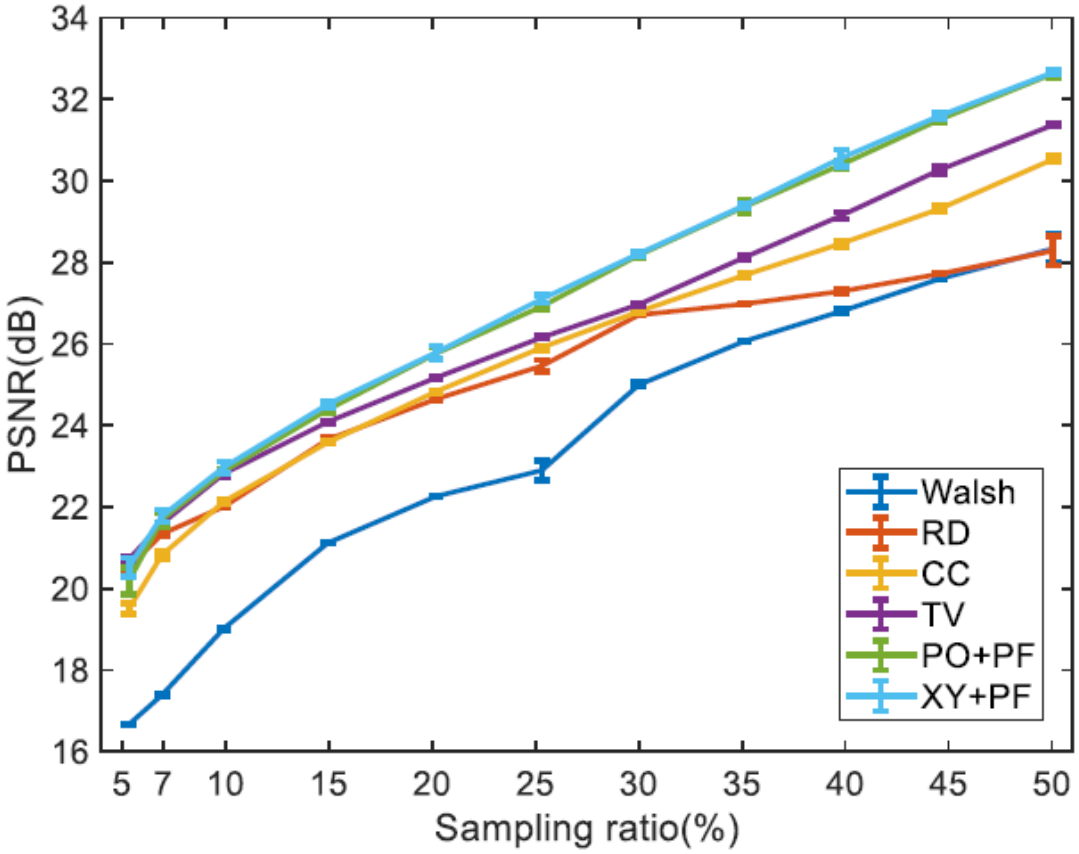
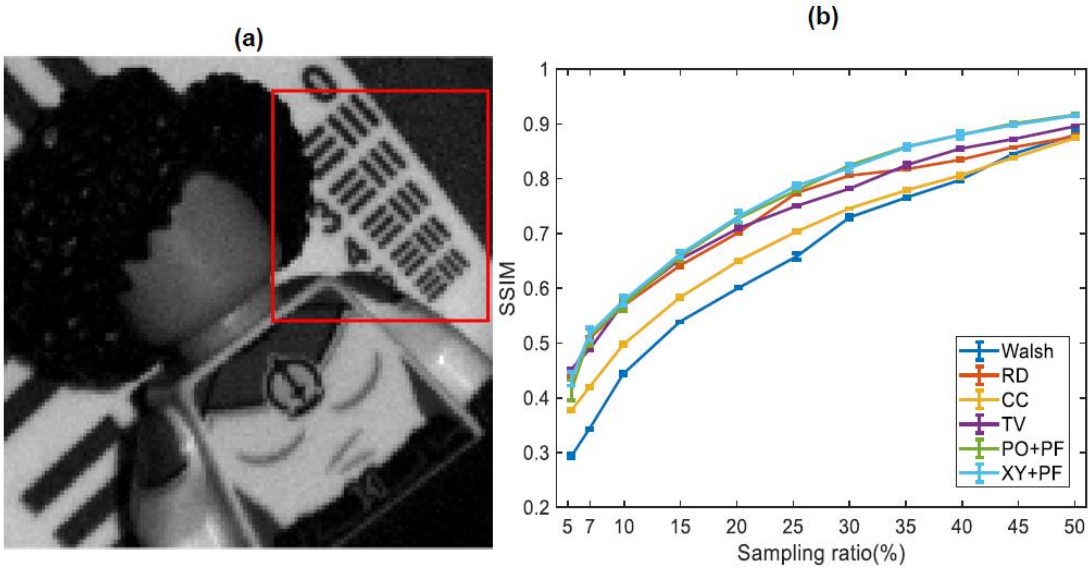


Рис. 12. Порівняння PSNR загального ефекту результатів експерименту.



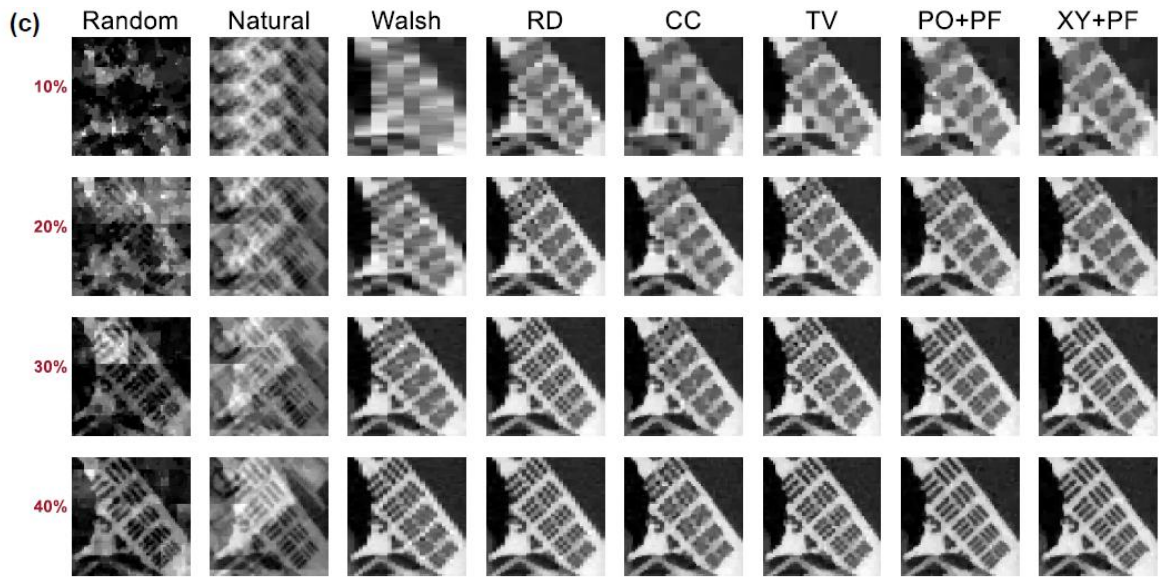


Рис. 13. Результати детальної реконструкції експерименту. (a) Виділена детальна область цільового об'єкта. (c) Детальна частина (SR = 10%, 20%, 30%, 40%), (b) - значення SSIM на ділянці (c).

Результати моделювання та експерименту підтверджують, що запропонований метод дозволяє збалансувати отримання низькочастотної та високочастотної інформації. Запропонований метод також може покращити детальну роздільну здатність на основі кращої реконструкції всього зображення, що узгоджується з результатами моделювання. Крім того, оскільки метод вибору PF зберігає певний ступінь випадковості, він може показати хороші результати для об'єктів, відмінних від набору даних, що доводить універсальність методу.

3.4 Порівняння експерименту

Чисельне моделювання. Спочатку ми порівняємо продуктивність обох методів за допомогою чисельного моделювання з використанням MATLAB. У представлених моделюваннях ми зосереджуємо увагу на якості реконструйованих зображень за допомогою обох методів, особливо, коли зображення недодискретизовані. Слід підкреслити, що пропускна здатність систем однопіксельної візуалізації, як правило, нижча, ніж у звичайних систем

візуалізації, і занижена дискретизація є прямим підходом до зменшення кількості вимірювань. Недодискретизація означає отримання тільки низькочастотних коефіцієнтів і пропуск високочастотних, враховуючи попередні знання про те, що більшість енергії природних зображень зосереджена в низькочастотних діапазонах. Оскільки стратегії дискретизації можуть змінювати якість реконструйованих зображень, ми використовуємо три різні стратегії дискретизації для HSI та FSI, не втрачаючи при цьому загальності. Стратегії дискретизації відносяться до шляху, вздовж якого повинні бути отримані коефіцієнти. Стратегії вибірки для порівняння показані на рис. 14. Зауважимо, що початок координат для спектрів Фур'є знаходиться в центрі зображень, в той час як початок координат для спектрів Адамара знаходиться в лівому верхньому куті зображень. Таким чином, спіральна траєкторія Фур'є еквівалентна квадратній траєкторії Адамара, ромбовидна траєкторія Фур'є еквівалентна зигзагоподібній траєкторії Адамара, кругова траєкторія Фур'є еквівалентна круговій траєкторії Адамара. Роздільна здатність усіх реконструйованих зображень у представлених чисельних моделях становить 64×64 пікселів.

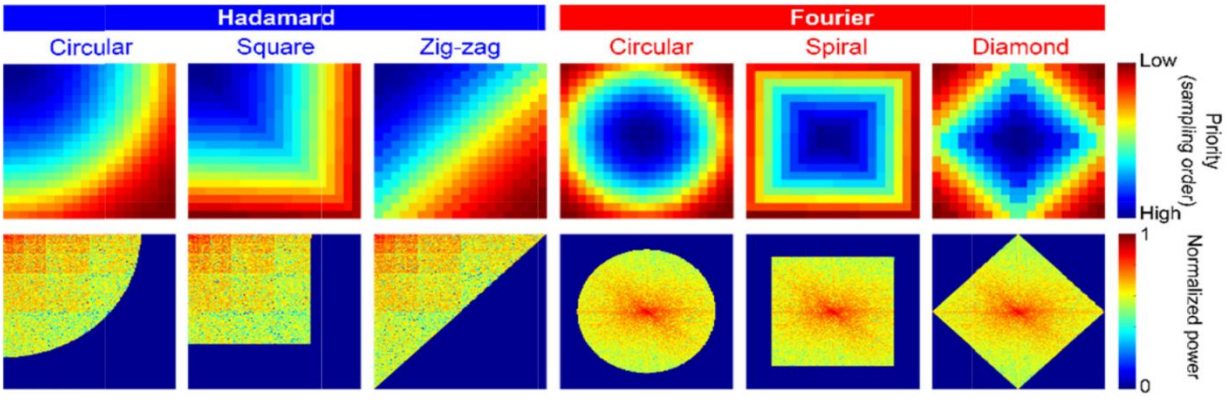


Рис. 14. Ілюстрація шести стратегій дискретизації, що використовуються в наших моделюваннях. Малюнки в першому ряду - шляхи дискретизації, відповідно до яких коефіцієнти отримуються від низькочастотних смуг (синій) до високочастотних смуг (червоний). Зображення в другому ряду - це спектри дискретизації, отримані на відповідному шляху. Спектри наведені з частотою дискретизації 50%.

Для порівняння використовуються три різні та охарактеризовані вхідні зображення: шаблон випробувальної схеми USAF 1951 року, шаблон мішені "зірка Сіменса" та зображення "Дівчина". Схема випробувань USAF 1951 року - це бінарний шаблон, що складається з груп по три смуги з розмірами від більшого до меншого. Смуги розташовані у вертикальному та горизонтальному напрямках. Шаблон мішені "зірка Сіменса" також є бінарним шаблоном. Вона забезпечує багаторазове вимірювання контрасту в широкому діапазоні просторових частот. На відміну від тестової схеми USAF 1951 року, схема мішені "зірка Сіменса" має багато косих рис. Зображення "Дівчина" є одним з найбільш широко використовуваних природних зображень у випробуваннях систем візуалізації і має декілька рівнів сірого. Для кількісної оцінки якості реконструйованих зображень ми використовуємо пікове відношення сигнал/шум (PSNR), індекс структурної подібності (SSIM) та коефіцієнт потужності. Відношення потужності - це величина, яка дозволяє оцінити здатність до концентрації енергії, що визначається як відношення потужності отриманого спектру до потужності повного спектру. Зверніть увагу, що в таблицях 2-4 дані, виділені жирним шрифтом, є загальними найкращими результатами.

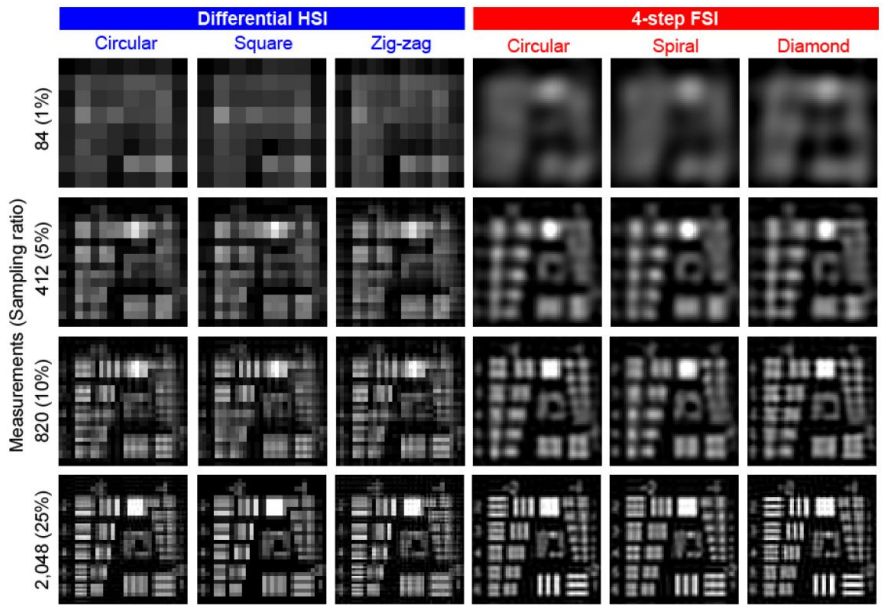


Рис. 15. Результати порівняння реконструкції картини випробувань USAF 1951 р. за допомогою HSI та FSI для різних співвідношень вибірок.

Таблиця 2. Кількісні результати порівняння для випробувальної таблиці USAF 1951 року

Strategy			Samplig ratio							
			1%	5%	10%	15%	20%	40%	60%	80%
PNSR(dB)	Hadamard	circural	11.00	12.45	13.17	13.64	14.25	15.45	19.42	27.24
		square	10.93	12.39	13.04	13.49	13.84	15.09	16.68	20.94
		zig-zag	11.10	12.47	13.34	13.89	14.42	17.62	22.85	27.94
	Fourier	circural	11.39	12.71	13.55	14.22	15.52	19.81	24.27	**33.01**
		square	11.37	12.66	13.28	13.91	14.51	18.48	22.19	26.59
		zig-zag	**11.47**	**12.77**	**13.72**	**15.01**	**16.27**	**21.58**	**26.71**	33.00
SSIM(%)	Hadamard	circural	7.2	30.0	41.1	48.3	57.2	67.2	83.1	93.2
		square	9.3	28.4	39.7	48.5	51.4	69.0	74.8	86.4
		zig-zag	9.1	28.2	41.6	48.5	57.2	71.4	88.1	95.9
	Fourier	circural	9.5	31.0	**49.2**	59.0	67.4	**87.1**	93.5	98.4
		square	**9.9**	31.8	44.3	54.8	62.7	84.1	91.6	95.9
		zig-zag	9.2	**32.0**	**49.2**	**59.8**	**70.0**	86.5	**94.4**	**98.8**
Power(%)	Hadamard	circural	6.7	18.5	27.5	33.7	40.1	56.6	76.0	91.8
		square	6.4	18.0	26.5	32.6	37.5	53.7	69.0	86.1
		zig-zag	7.3	18.6	28.4	35.2	41.2	63.2	81.4	92.1
	Fourier	circural	7.7	20.0	29.2	36.6	45.1	69.0	84.2	95.1
		square	7.6	19.8	27.5	34.6	41.0	65.6	80.9	91.5
		zig-zag	**8.3**	**20.7**	**30.6**	**40.4**	**48.7**	**73.1**	**86.9**	**95.2**

Як показують результати, наведені на рис. 15 і в табл. 2, найкращу реконструкцію для діаграми спрямованості USAF 1951 р. дає FSI з ромбовидною траєкторією. При використанні ромбовидної траєкторії коефіцієнти Фур'є на обох просторових частотних осях набувають переважного значення. Коефіцієнти Фур'є, що відповідають горизонтальним і вертикальним смугам, сильно корелюють з особливостями роздільної здатності мішені (тобто горизонтальними і вертикальними смугами). Таким чином, FSI з ромбовидною стратегією дискретизації забезпечує кращу реконструкцію, ніж інші при однаковій частоті дискретизації.

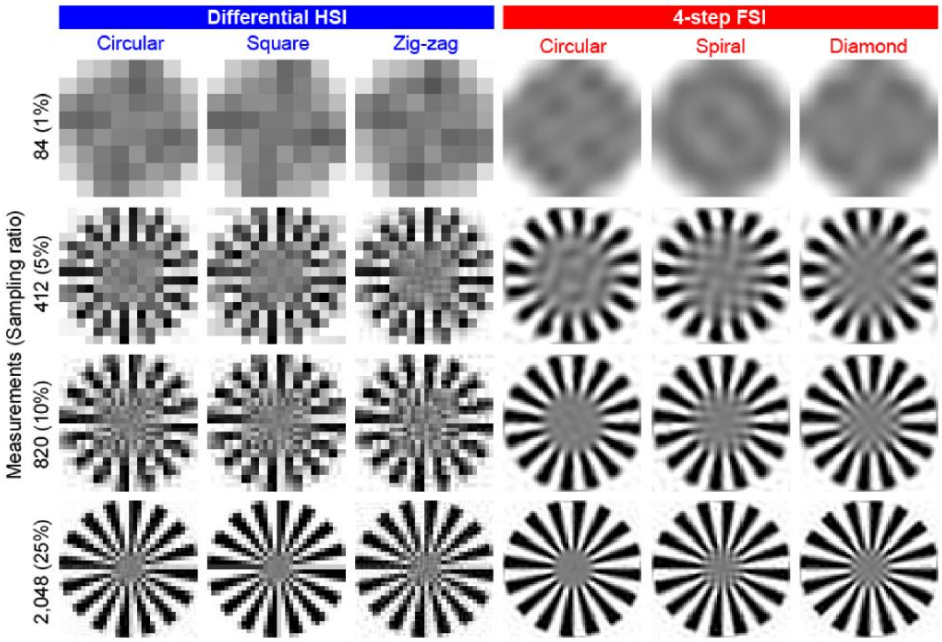


Рис. 16. Результати порівняння реконструкції структури мішені "зірка Сіменса" за допомогою HSI та FSI для різних співвідношень дискретизації.

Таблиця 3. Кількісні результати порівняння для "зірки Сіменса"

		Strategy	Samplig ratio							
			1%	5%	10%	15%	20%	40%	60%	80%
PNSR(dB)	Hadamard	circural	8.01	10.24	11.12	12.21	14.02	16.17	18.21	23.70
		square	7.98	9.94	10.83	11.55	13.84	15.29	17.36	20.98
		zig-zag	7.98	10.16	11.36	12.16	13.82	16.39	19.37	24.05
	Fourier	circural	**8.08**	**11.88**	**14.67**	**16.00**	**17.08**	**21.47**	**25.32**	**30.39**
		square	8.07	11.84	14.46	15.93	17.07	21.28	24.91	30.11
		zig-zag	8.05	11.82	14.39	15.77	16.81	20.93	24.39	29.88
SSIM(%)	Hadamard	circural	10.0	43.1	52.4	62.2	72.2	82.1	87.0	93.2
		square	10.3	38.4	49.2	59.3	71.3	82.5	84.9	91.4
		zig-zag	10.1	41.7	53.9	60.5	70.5	81.6	88.6	94.2
	Fourier	circural	**11.1**	54.6	74.9	80.1	83.9	93.8	96.5	98.6
		square	11.0	54.0	**75.0**	**81.3**	**84.3**	**93.9**	**97.1**	**98.7**
		zig-zag	9.6	**55.6**	71.9	78.7	82.6	92.0	95.9	98.4
Power(%)	Hadamard	circural	8.9	22.9	31.2	39.5	48.3	63.8	76.6	90.6
		square	8.7	22.4	29.9	37.3	48.1	60.9	74.2	88.3
		zig-zag	8.6	22.3	32.1	39.5	47.2	64.7	79.1	90.8
	Fourier	circural	**9.4**	28.1	**42.8**	**51.3**	**57.7**	**76.2**	**87.1**	**94.8**
		square	**9.4**	28.0	42.6	51.0	57.6	75.8	86.7	94.5
		zig-zag	9.3	**28.5**	42.5	50.9	57.2	75.4	86.3	**94.8**

Як показують результати, наведені на рис. 16 і в табл. 3, найкращу реконструкцію для зображення "зірки Сіменса" дає FSI з круговим контуром. Результати за допомогою HSI, як вони представлені, мають мозаїчні артефакти, особливо для косих особливостей. Це пов'язано з тим, що базові шаблони Адамара мають мозаїчний вигляд, але не мають косих рис.

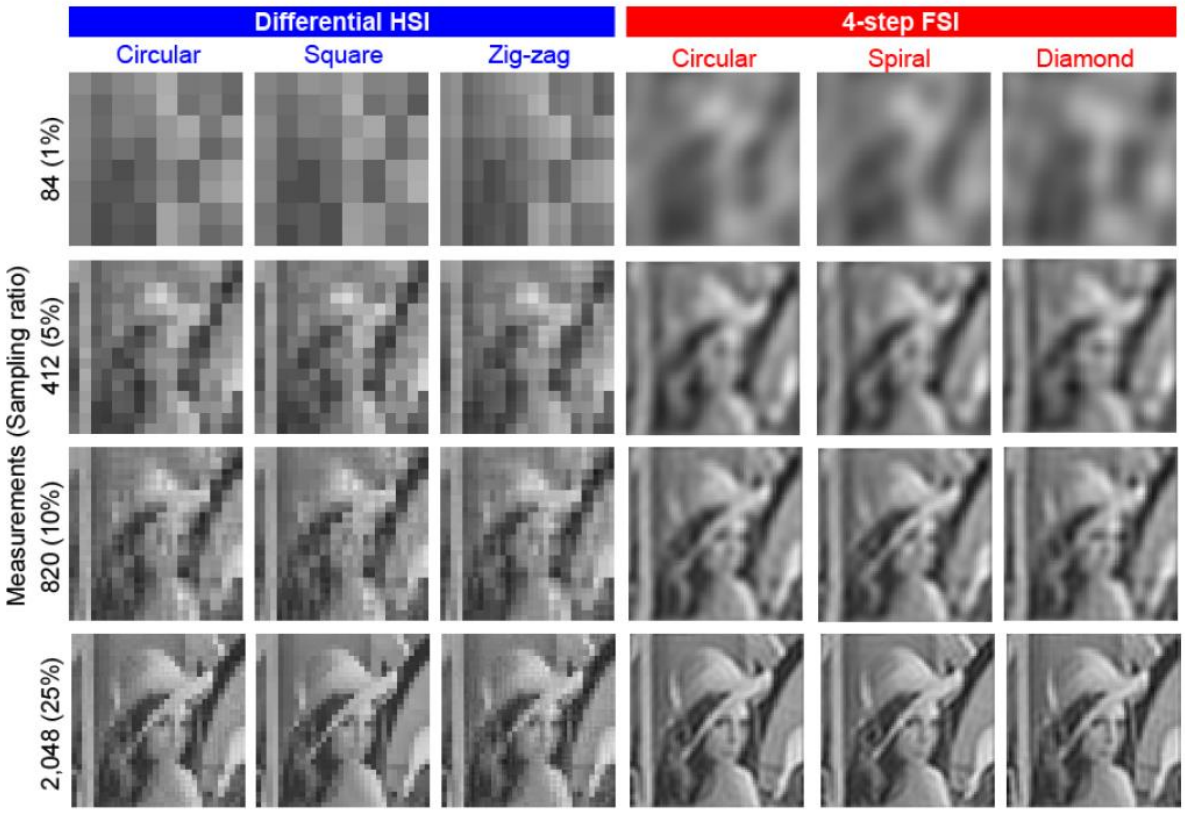


Рис. 17. Результати порівняння реконструкції зображення "Дівчина" за допомогою HSI та FSI для різних співвідношень дискретизації.

Таблиця 4. Результати кількісного порівняння для зображення "Дівчина"

		Strategy	Samplig ratio							
			1%	5%	10%	15%	20%	40%	60%	80%
PNSR(dB)	Hadamard	circural	16.65	19.54	20.77	21.74	22.85	24.71	27.16	31.48
		square	16.70	19.46	20.61	21.43	22.44	24.32	26.02	29.58
		zig-zag	16.76	19.38	20.93	21.92	22.69	25.26	28.07	32.16
	Fourier	circural	17.28	**20.76**	**22.70**	**23.96**	**25.12**	**29.22**	**33.65**	**39.29**
		square	**17.35**	20.70	22.50	**23.96**	25.07	28.90	32.99	37.93
		zig-zag	17.26	20.70	22.63	23.91	24.84	29.07	33.24	38.61

SSIM(%)	Hadamard	circural	27.1	49.6	60.2	67.3	75.7	84.2	89.7	95.8
		square	27.0	48.9	58.9	64.9	72.4	83.1	87.9	92.9
		zig-zag	**30.4**	48.0	61.7	69.6	73.6	85.1	92.2	96.7
	Fourier	circural	27.3	58.4	72.6	79.6	83.8	92.4	96.9	99.2
		square	27.6	58.5	71.2	79.3	83.8	92.0	96.2	98.5
		zig-zag	26.5	58.5	72.2	79.5	83.0	92.7	97.0	99.2
Power(%)	Hadamard	circural	15.6	30.2	39.3	46.6	53.2	67.3	79.3	90.8
		square	15.8	30.4	38.7	45.4	51.9	65.6	76.8	88.7
		zig-zag	16.0	39.8	39.9	47.0	52.8	68.9	81.1	91,5
	Fourier	circural	17.6	35.3	46.3	53.6	**59.8**	**76.8**	**87.8**	**95.3**
		square	18.0	**35.4**	46.2	53.7	**59.8**	76.7	87.5	94.7
		zig-zag	**18.1**	**35.4**	**46.4**	**53.8**	59.4	76.6	87.7	95.1

Як видно з результатів, наведених на рис. 17 і в табл. 4, FSI перевершує HSI для зображення "Дівчина", яке є природним зображенням. Однак, обидва методи вносять помітні артефакти, коли частота дискретизації занадто низька. HSI вносить мозаїчні артефакти, тоді як FSI вносить артефакти дзвону.

Не втрачаючи загальності, протестуємо всі зображення в базі даних зображень USC-SIPI [41]. База даних складається з 632 зображень, і всі зображення розділені на чотири групи - текстури, аерофотозйомка, різне та послідовності. Аналогічно, для кожного окремого зображення ми оцінюємо якість реконструкції за шістьма стратегіями дискретизації, використовуючи PSNR, SSIM та відношення потужності. Результати статистичного порівняння отримані шляхом підрахунку загального найкращого результату для кожного зображення. Результати наведено на рис. 18. За результатами порівняння встановлено, що FSI має кращі показники, ніж HSI за якістю реконструкції в ситуаціях неповної дискретизації. Також встановлено, що для відновлення природних зображень круговий контур є найкращою стратегією дискретизації для FSI, а зигзагоподібний контур є найкращою стратегією дискретизації для HSI.

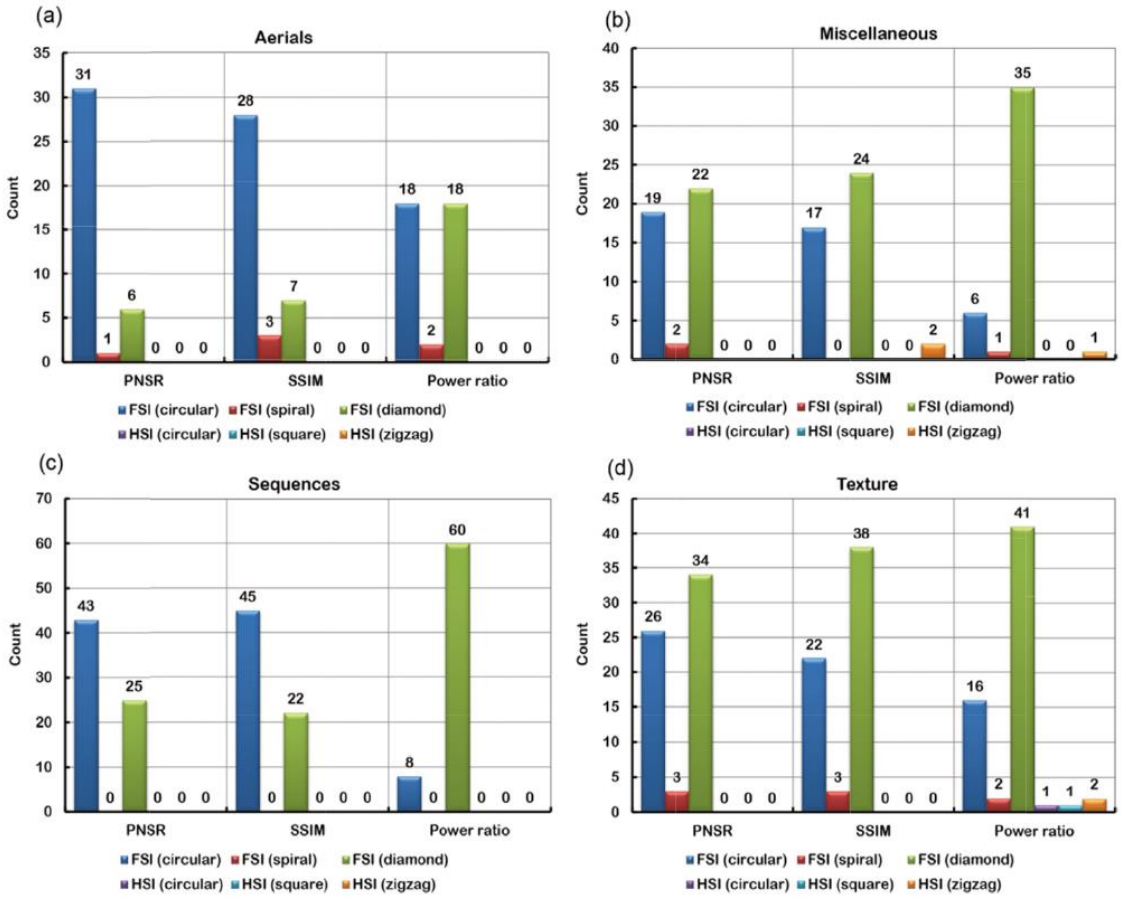


Рис. 18. Результати статистичного порівняння для всіх чотирьох різних типів зображень у базі даних зображень USC-SIPI за HSI та FSI. (a) аерофотознімки, (b) різні, (c) послідовності та (d) текстури. Смуги показують загальну кількість найкращих зображень для шести різних стратегій вибірки.

Крім того, розглядається випадок, коли система формування зображень є дифракційно-обмеженою. Будемо вважати, що OTF системи є ідеальним фільтром нижніх частот з частотою зрізу $f_0 = 0.25\, pixel^{-1}$, що позначено пунктирними колами на рис. 19. Зображення "Бабуїн" використовується як основне і ми реконструюємо зображення за допомогою HSI та FSI при різних співвідношеннях дискретизації. HSI використовує зигзагоподібний шлях дискретизації, тоді як FSI використовує круговий шлях дискретизації. Оскільки OTF зазвичай представляється у просторі Фур'є, ми наводимо спектр Фур'є для всіх реконструкцій, навіть для реконструкцій за допомогою HSI, щоб показати, як OTF впливає на реконструкцію. Як показують результати, наведені на рис.

19, якість реконструкцій за FSI збігається після того, як зона дискретизації досягає межі, заданої частотою відсікання. Для результатів, отриманих за допомогою HSI, хоча відновлена просторова інформація заповнює смугу низьких частот, значення відновлених коефіцієнтів Фур'є є неточними при неповній дискретизації. Коефіцієнти коригуються поступово зі збільшенням частоти дискретизації. Як видно з кривих PSNR, SSIM та RMSE, збіжність HSI нижча, ніж FSI.

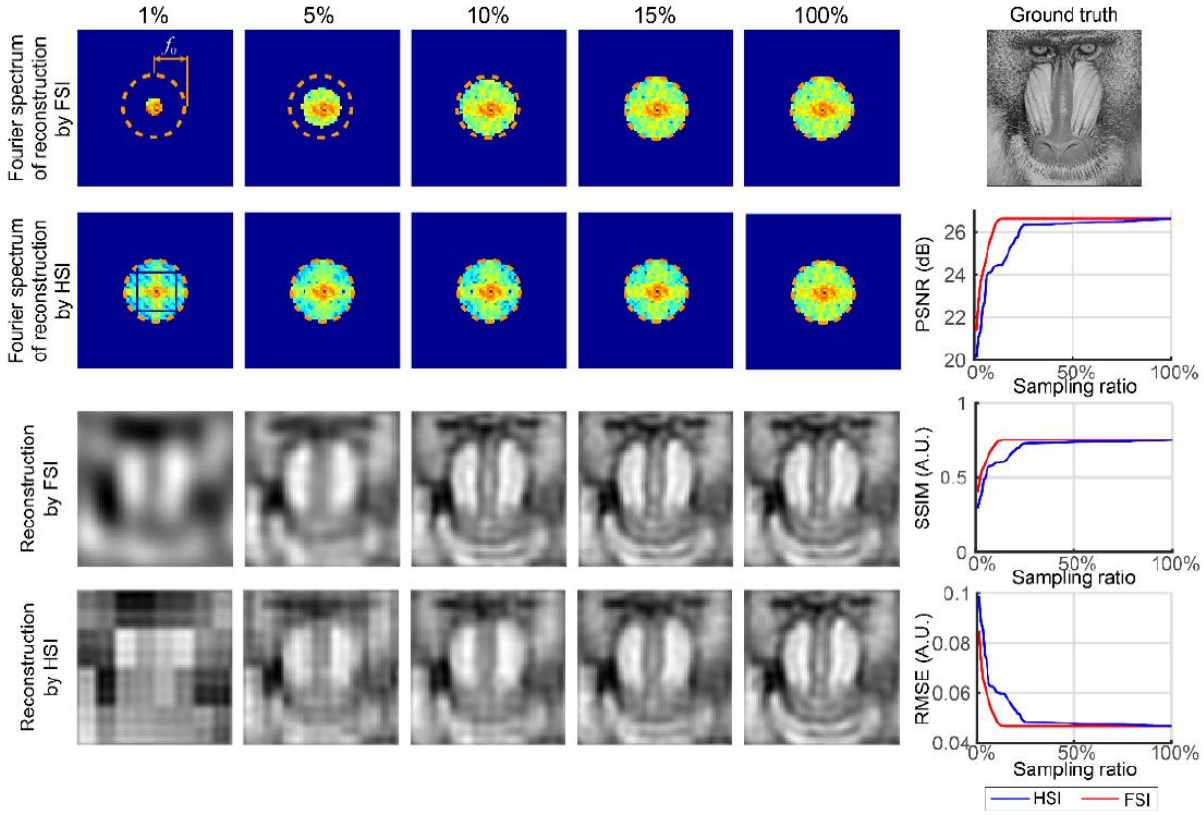


Рис. 19. Результати моделювання дифракційно-обмеженої системи. Вважається, що OTF є ідеальним фільтром нижніх частот, частота зрізу якого становить f_0.

Наведені вище результати моделювання показують, що якість суб-Найквістівських дискретизованих зображень залежить від здатності до концентрації енергії використаного перетворення та стратегії дискретизації. Для природних зображень перетворення Фур'є має кращу здатність концентрації енергії, ніж перетворення Адамара, оскільки кореляція між

шаблоном Фур'є та природним зображенням більша, ніж між шаблоном Адамара та природним зображенням. Або іншими словами, базисні шаблони Фур'є більш схожі на природні зображення, ніж базисні шаблони Адамара. Таким чином, FSI перевершує HSI за якістю реконструкції в умовах суб-Найквістівської дискретизації.

Далі ми порівняємо обидва методи з точки зору стійкості до шуму. Не втрачаючи загальності, ми використовуємо для тесту як зображення "Дівчина", так і зображення "Оператор". Для моделювання випадків різних рівнів шуму ми додали білий гаусівський шум до вихідних даних (тобто до вимірювань D), що призвело до різних значень SNR. Додавання білого гаусівського шуму реалізовано за допомогою вбудованої функції awgn() системи MATLAB. Для оцінки якості реконструкції ми спільно використовуємо PSNR, SSIM та середньоквадратичну похибку (RMSE). PSNR, SSIM та RMSE обчислюються з використанням базової істини як еталонного значення. Результати показані на рис. 20 і 21 і є дуже узгодженими. Згідно з результатами, HSI є більш стійким до FSI. Виявляється, що існує компроміс між концентрацією енергії та стійкістю до шуму.

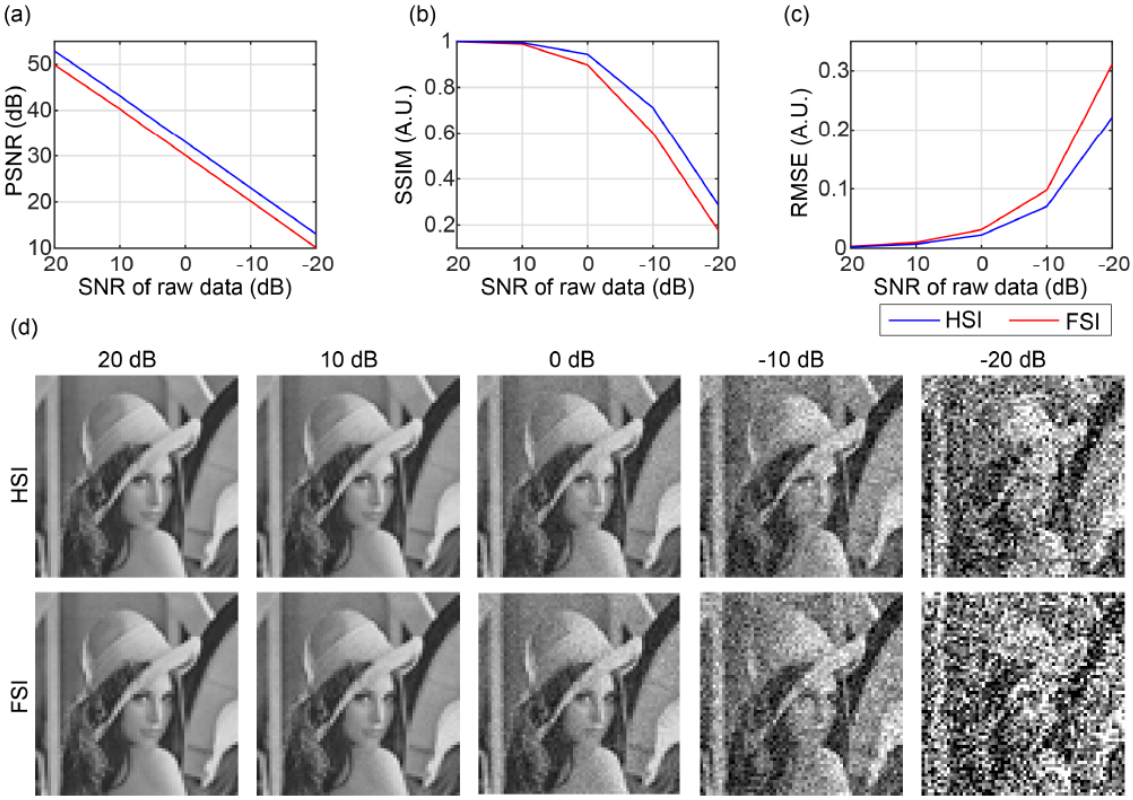


Рис. 20. Порівняння завадостійкості на прикладі знімка "Дівчина". (a) PSNR, (b) SSIM, (c) RMSE та (d) відновлені зображення при різних SNR.

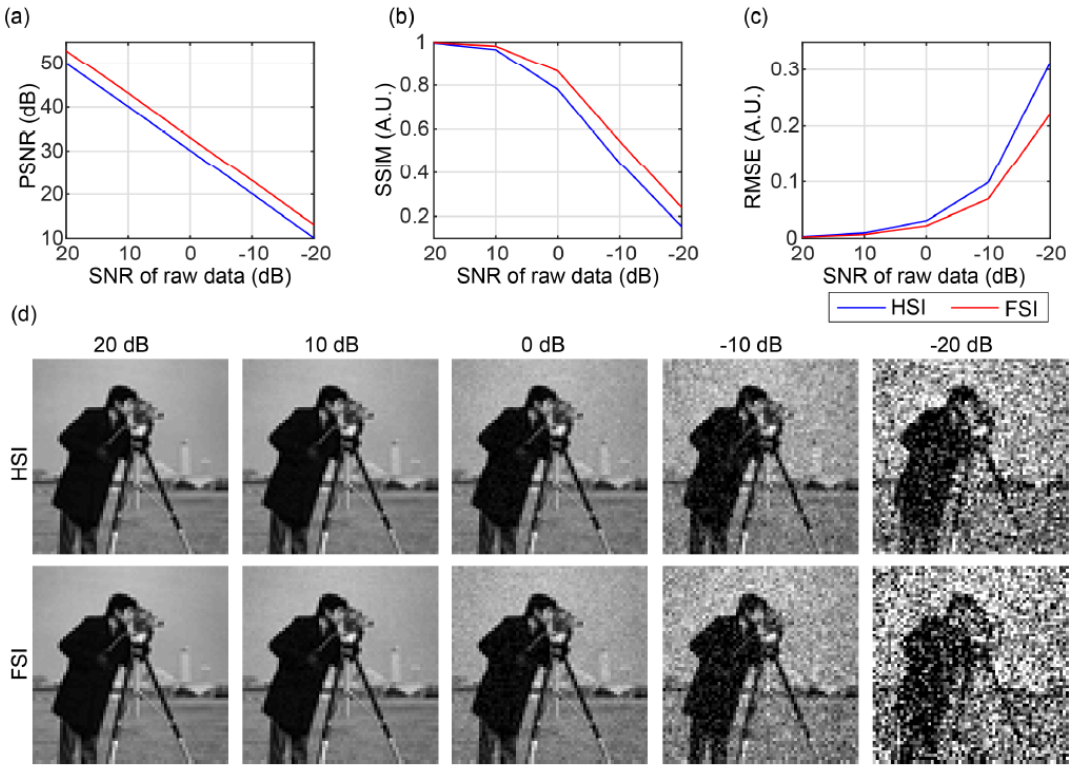


Рис. 21. Порівняння завадостійкості на прикладі зображення "Оператор". (a) PSNR, (b) SSIM, (c) RMSE та (d) відновлені зображення при різних SNR.

Крім того, досліджено вплив похибки квантування на якість відновленого зображення у FSI. Проведено квантування базисних шаблонів Фур'є при різних рівнях. Наприклад, для рівні квантування Q, базисні шаблони Фур'є квантуються по колу $[Q \cdot P_F(x, y)]/Q$. Вхідним зображенням, що використовується в даній симуляції, є зображення "Перець". На рисунку 22 показано реконструкцію для рівнів квантування 2, 4, 8, 16, …, 512. Як видно з рисунка, при кількості рівнів квантування 2, що еквівалентно бінаризації базисних рядів Фур'є за допомогою порогових значень, реконструкція буде пронизана періодичними артефактами. Коли кількість рівнів квантування дорівнює 4, помилки квантування призводять до накладання сітки на реконструкцію. Сітка зникає при збільшенні кількості рівнів квантування і стає непомітною при кількості рівнів квантування 64. Слід зазначити, що SLM зазвичай мають 256 рівнів квантування .

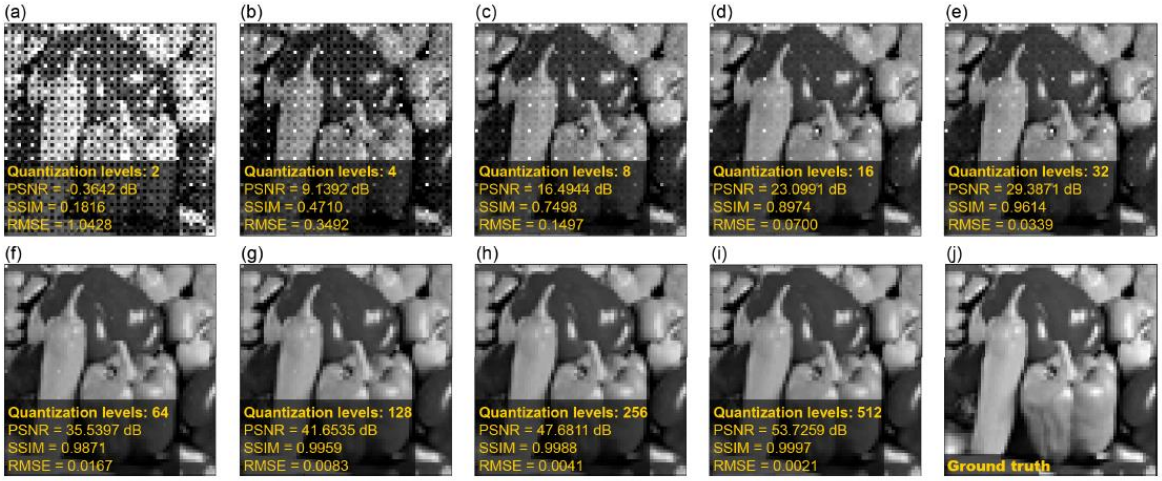


Рис. 22. Тест помилок квантування для FSI. Результати реконструкції для різних рівнів квантування (a) 2, (b) 4, (c) 8, (d) 16, (e) 32, (f) 64, (g) 128, (h) 256 та (i) 512. (j) показує істину.

ВИСНОВКИ

У цій роботі запропоновано стратегію вибірки на основі базису Адамара з підвищеною деталізацією. Попередні знання про високочастотну та низькочастотну інформацію та РО можуть бути отримані шляхом вимірювання бази даних зображень. Ми використали експоненціальну функцію, яка використовується як PF для вибірки РО для отримання необхідних шаблонів Адамара. Також запропоновано XY порядок для заміни РО, який безпосередньо відбирає зразки спектру Адамара для вибору шаблону. Порядок XY демонструє хорошу продуктивність і надзвичайно короткий час генерації, генеруючи порядок шаблонів Адамара розміром 256 × 256 всього за 0,445 с. Результати моделювання та експериментів показують, що якість зображення запропонованого методу краща, ніж у випадкового, природного, Уолша, RD, CC і TV порядків. Він може підвищити роздільну здатність важливих деталей, придушити ефект дзвону та виділити крайову інформацію. Запропонований метод також може мати очевидний вплив на зображення поза базою даних і має хорошу універсальність. Важливе значення може мати дослідження характеристик спектрального розподілу енергії Адамара, що має потенційне застосування в адаптивному виборі частки високочастотної або низькочастотної інформації в реконструйованому зображенні.

СПИСОК АБРЕВІАТУР І СКОРОЧЕНЬ

SPI - single-pixel imaging / однопіксельна візуалізація;

SLM - spatial light modulator / просторовий модулятор світла;

HSI - Hadamard single-pixel imaging) / Однопіксельна візуалізація Адамара;

FSI - Fourier single-pixel imaging / Однопіксельна візуалізація Фур'є;

DMD - digital micro-mirror device / цифровий мікродзеркальний пристрій;

PF - probability function / функція ймовірності;

PSNR - пікове відношення сигнал/шум;

SSIM - структурна схожість;

RMSE - середньоквадратична похибка.

СПИСОК ВИКОРИСТАНИХ ДЖЕРЕЛ

1. G. M. Gibson, S. D. Johnson, and M. J. Padgett, “Single-pixel imaging 12 years on: a review,” Opt. Express 28,
28190–28208 (2020).

2. E. J. Candes and M. B. Wakin, “An introduction to compressive sampling,” IEEE Signal Process. Mag. 25, 21–30
(2008).

3. M. F. Duarte, M. A. Davenport, D. Takhar, J. N. Laska, T. Sun, K. F. Kelly, and R. G. Baraniuk, “Single-pixel imaging
via compressive sampling,” IEEE Signal Process. Mag. 25, 83–91 (2008).

4. D. Donoho, “Compressed sensing,” Inf. Theory, IEEE Transactions on 52, 1289 – 1306 (2006).

5. B. Sun, M. P. Edgar, R. Bowman, L. E. Vittert, S. Welsh, A. Bowman, and M. J. Padgett, “3d computational imaging
with single-pixel detectors,” Science 340, 844–847 (2013).

6. Z. Zhang and J. Zhong, “Three-dimensional single-pixel imaging with far fewer measurements than effective image
pixels,” Opt. Lett. 41, 2497–2500 (2016).

7. M.-J. Sun, M. Edgar, G. Gibson, B. Sun, N. Radwell, R. Lamb, and M. Padgett, “Single-pixel three-dimensional
imaging with time-based depth resolution,” Nat. Commun. 7 (2016).

8. W. Chan, K. Charan, D. Takhar, K. Kelly, R. Baraniuk, and D. Mittleman, “A single-pixel terahertz imaging system
based on compressed sensing,” Appl. Phys. Lett. 93, 121105–121105 (2008).

9. R. I. Stantchev, B. Sun, S. M. Hornett, P. A. Hobson, G. M. Gibson, M. J. Padgett, and E. Hendry, “Noninvasive,
near-field terahertz imaging of hidden objects using a single-pixel detector,” Sci. advances 2, e1600190–e1600190
(2016).

10. R. I. Stantchev, D. B. Phillips, P. Hobson, S. M. Hornett, M. J. Padgett, and E. Hendry, “Compressed sensing with
near-field thz radiation,” Optica 4, 989–992 (2017).
11. S. D. Johnson, D. B. Phillips, Z. Ma, S. Ramachandran, and M. J. Padgett, “A light-in-flight single-pixel camera for
use in the visible and short-wave infrared,” Opt. Express 27, 9829–9837 (2019).
12. N. Radwell, K. J. Mitchell, G. M. Gibson, M. P. Edgar, R. Bowman, and M. J. Padgett, “Single-pixel infrared and
visible microscope,” Optica 1, 285–289 (2014).
13. Y. Liu, J. Suo, Y. Zhang, and Q. Dai, “Single-pixel phase and fluorescence microscope,” Opt. Express 26, 32451–32462
(2018).
14. S. Chowdhury, W. J. Eldridge, A. Wax, and J. A. Izatt, “Spatial frequency-domain multiplexed microscopy for
simultaneous, single-camera, one-shot, fluorescent, and quantitative-phase imaging,” Opt. Lett. 40, 4839–4842
(2015).
15. V. Studer, J. Bobin, M. Chahid, H. S. Mousavi, E. Candes, and M. Dahan, “Compressive fluorescence microscopy for
biological and hyperspectral imaging,” Proc. Natl. Acad. Sci. 109, E1679–E1687 (2012).
16. C. Zhang, W. He, B. Han, M. Liao, D. Lu, X. Peng, and C. Xu, “Compressive optical steganography via single-pixel
imaging,” Opt. Express 27, 13469–13478 (2019).
17. Z. Zhang, S. Jiao, M. Yao, X. Li, and J. Zhong, “Secured single-pixel broadcast imaging,” Opt. Express 26,
14578–14591 (2018).
18. W. Chen and X. Chen, “Marked ghost imaging,” Appl. Phys. Lett. 104, 251109 (2014).

19. Z. Ye, P. Qiu, H. Wang, J. Xiong, and K. Wang, "Image watermarking and fusion based on fourier single-pixel
imaging with weighed light source," Opt. Express 27, 36505–36523 (2019).
20. A. M. Pawlikowska, A. Halimi, R. A. Lamb, and G. S. Buller, "Single-photon three-dimensional imaging at up to 10
kilometers range," Opt. Express 25, 11919–11931 (2017).
21. K. Kuzmenko, P. Vines, A. Halimi, R. J. Collins, A. Maccarone, A. McCarthy, Z. M. Greener, J. Kirdoda, D. C. S.
Dumas, L. F. Llin, M. M. Mirza, R. W. Millar, D. J. Paul, and G. S. Buller, "3d lidar imaging using ge-on-si
single–photon avalanche diode detectors," Opt. Express 28, 1330–1344 (2020).
22. R. Tobin, A. Halimi, A. McCarthy, M. Laurenzis, F. Christnacher, and G. S. Buller, "Three-dimensional single-photon
imaging through obscurants," Opt. Express 27, 4590–4611 (2019).
23. E. J. Candes and T. Tao, "Near-optimal signal recovery from random projections: Universal encoding strategies?"
IEEE Transactions on Inf. Theory 52, 5406–5425 (2006).
24. Z. Zhang, X. Ma, and J. Zhong, "Single-pixel imaging by means of fourier spectrum acquisition," Nat. communications
6, 6225 (2015).
25. Z. Zhang, X. Wang, G. Zheng, and J. Zhong, "Hadamard single-pixel imaging versus fourier single-pixel imaging,"
Opt. Express 25, 19619–19639 (2017).
26. L. Bian, J. Suo, X. Hu, F. Chen, and Q. Dai, "Efficient single pixel imaging in fourier space," J. Opt. 18, 085704
(2016).
27. Q. Yi, L. Z. Heng, L. Liang, Z. Guangcan, C. F. Siong, and Z. Guangya, "Hadamard transform-based hyperspectral
imaging using a single-pixel detector," Opt. Express 28, 16126–16139 (2020).

28. C. Zhuoran, Z. Honglin, M. Jia, W. Gang, and S. Jingshi, “An improved hadamard measurement matrix based on
walsh code for compressive sensing,” in *2013 9th International Conference on Information, Communications & Signal Processing*, (2013), pp. 1–4.
29. M.-J. Sun, M. Tong, M. Edgar, M. Padgett, and N. Radwell, “A russian dolls ordering of the hadamard basis for
compressive single-pixel imaging,” Sci. Reports 7, 3464 (2017).
30. W.-K. Yu, “Super sub-nyquist single-pixel imaging by means of cake-cutting hadamard basis sort,” Sensors 19
(2019).
31. X. Yu, R. Stantchev, F. Yang, and E. Pickwell-MacPherson, “Super sub-nyquist single-pixel imaging by total variation
ascending ordering of the hadamard basis,” Sci. Reports 10 (2020).
32. P. G. Vaz, D. Amaral, L. F. R. Ferreira, M. Morgado, and J. ao Cardoso, “Image quality of compressive single-pixel
imaging using different hadamard orderings,” Opt. Express 28, 11666–11681 (2020).
33. X. Yu, F. Yang, B. Gao, J. Ran, and X. Huang, “Deep compressive single pixel imaging by reordering hadamard
basis : A comparative study,” IEEE Access PP, 1–1 (2020).
34. P. Vaz, A. Gaudencio, L. Ferreira, A. Humeau-Heurtier, M. Morgado, and J. Cardoso, “Re-ordering of hadamard
matrix using fourier transform and gray-level co-occurrence matrix for compressive single-pixel imaging in low
resolution images,” IEEE Access 10, 1–1 (2022).
35. L. Lopez-Garcia,W. Cruz-Santos, A. Garcia-Arellano, P. Filio-Aguilar, J. A. Cisneros-Martinez, and R. Ramos-Garcia,
“Efficient ordering of the hadamard basis for single pixel imaging,” Opt. Express 30, 13714–13732 (2022).

36. M. Wenwen, S. Dongfeng, H. Jian, Y. Kee, W. Yingjian, and F. Chengyu, "Sparse fourier single-pixel imaging," Opt.
Express 27, 31490–31503 (2019).
37. R. He, Z. Weng, Y. Zhang, C. Qin, J. Zhang, Q. Chen, and W. Zhang, "Adaptive fourier single pixel imaging based
on the radial correlation in the fourier domain," Opt. Express 29, 36021–36037 (2021).
38. Y. Geadah and M. Corinthios, "Natural, dyadic, and sequency order algorithms and processors for the walsh-hadamard
transform," Comput. IEEE Transactions on C-26, 435 – 442 (1977).
39. C. Li, "An efficient algorithm for total variation regularization with applications to the single pixel camera and
compressive sensing," Diss. & Theses Gradworks (2011).
40. R. Timofte, S. Gu, J. Wu *et al.*, "Ntire 2018 challenge on single image super-resolution: Methods and results," in *The
IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR) Workshops,* (2018).
41. Z. Qiu, X. Guo, T. Lu, P. Qi, Z. Zhang, and J. Zhong, "Efficient fourier single-pixel imaging with gaussian random
sampling," Photonics 8, 319 (2021).
42. X. Nie, X. Zhao, T. Peng, and M. O. Scully, "Sub-nyquist computational ghost imaging with orthonormal spectrumencoded
speckle patterns," Phys. Rev. A 105, 043525 (2022).
43. F. Ferri, D. Magatti, A. Gatti, M. Bache, E. Brambilla, and L. A. Lugiato, "High-resolution ghost image and ghost
diffraction experiments with thermal light," Phys. Rev. Lett. 94, 183602 (2005).