

Міністерство освіти і науки України
Національний університет “Львівська політехніка”

На правах рукопису

ІЗОНІН ІВАН ВІКТОРОВИЧ



УДК 004.89 + 004.932

**МЕТОДИ ТА ЗАСОБИ ЗАБЕЗПЕЧЕННЯ НАДВИСОКОЇ РОЗДІЛЬНОЇ
ЗДАТНОСТІ ЗОБРАЖЕНЬ З ФЛУКТУАЦІЙНОЮ ФУНКЦІЄЮ
ІНТЕНСИВНОСТІ**

Спеціальність 05.13.23 – системи та засоби штучного інтелекту

Дисертація на здобуття наукового ступеня
кандидата технічних наук

Науковий керівник:
Пелешко Дмитро Дмитрович
д.т.н., професор

Ідентичність всіх примірників дисертації

ЗАСВІДЧУЮ:

Вчений секретар
спеціалізованої вченої ради



А.Є. Батюк

Львів - 2015

ЗМІСТ

ПЕРЕЛІК УМОВНИХ СКОРОЧЕНЬ	5
ВСТУП.....	6
РОЗДІЛ 1. Аналіз методів розв’язання задачі надвисокої роздільної здатності зображень	15
1.1. Характеристика задачі надвисокої роздільної здатності зображення	15
1.2. Загальна класифікація методів забезпечення надвисокої роздільної здатності	16
1.3. Методи забезпечення надвисокої роздільної здатності у випадку окремого зображення.....	17
1.3.1. Методи надвисокої роздільної здатності на основі технології реконструкції зображення	17
1.3.2. Методи надвисокої роздільної здатності на основі машинного навчання	20
1.4. Методи забезпечення надвисокої роздільної здатності у випадку набору зображень	28
1.4.1. Методи надвисокої роздільної здатності частотної області.....	28
1.4.2. Методи надвисокої роздільної здатності просторової області	32
1.5. Формулювання задач дослідження	38
1.6. Висновки до розділу 1	39
РОЗДІЛ 2. Зміна роздільної здатності зображення на основі машинного навчання	41
2.1. Задача зміни роздільної здатності зображення на основі нейроподібних структур моделі геометричних перетворень.....	41
2.1.1. Вплив розмірності навчальної вибірки на якість зображення підвищеної роздільної здатності	50
2.1.2. Вплив ступеня нелінійності синаптичних зв’язків на якість зображення підвищеної роздільної здатності	54

2.2. Зміна роздільної здатності зображення на основі коефіцієнтів ваг синаптичних зв'язків	56
2.2.1. Процедура отримання коефіцієнтів ваг синаптичних зв'язків для зміни роздільної здатності зображення з навченої нейроподібної структури моделі геометричних перетворень з багатьма виходами	58
2.3. Порівняння результатів роботи розроблених методів з існуючим	64
2.4. Висновки до розділу 2	67
РОЗДІЛ 3. Зміна роздільної здатності зображення на основі алгебраїчних характеристик	69
3.1. Характеристика задачі зміни роздільної здатності на основі алгебраїчних характеристик	69
3.2. Метод забезпечення надвисокої роздільної здатності з використанням одного зображення та псевдообертання матричного оператора симетричних мір конвергенції	70
3.2.1. Побудова матричного оператора симетричних мір конвергенції	70
3.2.2. Визначення векторів ознак на основі псевдообертання Мура-Пенроуза матриці відносних симетричних мір конвергенції	72
3.2.3. Методологія передискретизації зображень	74
3.2.4. Аналіз експериментальних результатів	76
3.3. Метод забезпечення надвисокої роздільної здатності з використанням двох зображень та псевдообертання оператора дивергенцій	80
3.3.1. Оператор дивергенцій методу надвисокої роздільної здатності на основі операції кросинговеру	80
3.3.2. Методологія передискретизації зображень	82
3.3.3. Автоматичне визначення коефіцієнта кросинговеру	85
3.3.4. Аналіз експериментальних результатів	86
3.3.5. Використання агрегатного оператора дивергенцій для розв'язання задачі надвисокої роздільної здатності	92
3.4. Висновки до розділу 3	95

РОЗДІЛ 4. Програмно-апаратна реалізація методів забезпечення надвисокої роздільної здатності зображень	98
4.1. Загальна архітектура програмного рішення	98
4.1.1. Опис прикладних функціоналів	100
4.2. Реалізація апаратних засобів процедур попередньої обробки зображень ...	101
4.2.1. Структурна схема та принципи роботи розробленого пристрою медіанної фільтрації зображень.....	102
4.2.2. Удосконалення апаратної реалізації медіанного фільтра.....	106
4.3. Висновки до розділу 4	111
ВИСНОВКИ.....	113
СПИСОК ВИКОРИСТАНИХ ДЖЕРЕЛ.....	115
ДОДАТОК А. Результати експериментів до розділу 2	135
ДОДАТОК Б. Вміст навчальної вибірки	139
ДОДАТОК В. Результати експериментів до розділу 3	140
ДОДАТОК Г. Патенти на винаходи України та свідоцтва про авторське право на твір (комп'ютерну програму) за темою дисертаційних досліджень.....	148
ДОДАТОК Д. Акти впровадження результатів дисертаційного дослідження.....	153

Перелік умовних скорочень

Скорочення, термін, позначення	Пояснення
ШНМ	штучна нейронна мережа
СВП	стаціонарне вейвлет перетворення
РЗ	роздільна здатність
НРЗ	надвисока роздільна здатність
НПФ	неперервне перетворення Фур'є
НПС	нейроподібні структури
НВІС	надвелика інтегральна схема
МФ	медіанний фільтр
МГП	модель геометричних перетворень
ДПФ	дискретне перетворення Фур'є
ДВП	дискретне вейвлет-перетворення
UIQ	універсальний індекс якості зображень
SSIM	індекс структурної подібності
PSNR	пікове співвідношення сигналу до шуму
POCS	projection onto convex sets
MSE	середньоквадратичне відхилення
ML	maximum Likelihood
MAP	maximum a Posteriori

Вступ

Актуальність теми. Темпи розвитку інформаційних технологій на сьогоднішній день значно випереджують темпи розвитку апаратних систем і комплексів. Особливо це стосується технологій та їх програмних реалізацій призначених для розв'язання задач інтелектуального аналізу в системах штучного інтелекту, які ґрунтуються на засадах комп'ютерного зору.

Однією з найважливіших задач інтелектуальних систем технічного зору є підвищення якості цифрових зображень. Серед основних методів забезпечення якості зображень є управління роздільною здатністю, зокрема її підвищення. Фізичні обмеження пристроїв захоплення зображення не завжди дозволяють отримати зображення, роздільна здатність (РЗ) якого необхідна для конкретної системи технічного зору. Окрім цього, пристрої реєстрації зображень характеризуються впливом шумів різної природи, що зумовлює необхідність використання процедур підвищення різкості, фільтрації тощо.

Важливість задачі передискретизації зображень підтверджується великою кількістю сучасних наукових робіт (В. П. Машталір, В. М. Крилов, С. Г. Антощук, М. І. Шлезінгер, Р. А. Воробель, К. М. Бішоп, Ш. Пелег, С. Вольтер, Р. Фаттал). Це ж стосується і задачі надвисокої роздільної здатності (Ч. Донг, Н. Патель, С. Борман, Д. Гласнер, М. Ірані, Дж. Янг, В. Фрімен). Проте постійно зростаючий обсяг оброблюваної інформації вимагає нових, ефективніших методів розв'язання задач забезпечення надвисокої роздільної здатності (НРЗ) зображень для конкретних галузей застосування. Особливо гострою є проблема у таких прикладних областях, як моніторинг (у тому числі космічний), відеоспостереження, криміналістика, перетворення відео, медична візуалізація, відеозв'язок тощо. Тобто у таких, які характеризуються:

- неможливістю або високою складністю отримання зображення необхідної роздільної здатності;
- не відповідністю критеріям якості отриманого результату;

– великими обчислювальними витратами процесу передискретизації.

Розвиток потужностей обчислювальної техніки відкриває додаткові можливості для використання доволі складних або ресурсо витратних методів обробки цифрових зображень. Це зумовлює можливість розв'язання задачі забезпечення НРЗ із застосуванням сучасного інструментарію штучного інтелекту для досягнення високого рівня якості з погляду як суб'єктивного, так і об'єктивного оцінювання, який визначається на основі показників якості цифрових зображень (співвідношення пікового сигналу до шуму (PSNR) й індексу структурної подібності (SSIM)).

Необхідність збереження (а в окремих випадках – покращення) вмісту і текстур, особливо у випадках подальшого інтелектуального аналізу зображень в системах технічного зору, є важливою задачею методів забезпечення НРЗ. Складність цієї задачі поглиблюється необхідністю збереження різкості країв зображень з флуктуаційною функцією інтенсивності, а також зменшення артефактів та спотворень, що виникають в процесі обробки вхідного зображення.

Тому актуальним завданням є розроблення і розвиток методів надвисокої роздільної здатності, які б забезпечували якісні результати передискретизації при великих коефіцієнтах збільшення для зображень, що визначаються флуктуаційною функцією інтенсивності.

Зв'язок роботи з науковими програмами, планами, темами. Дисертаційна робота тісно пов'язана з планами науково-дослідної та навчальної роботи інституту комп'ютерних наук та інформаційних технологій Національного університету «Львівська політехніка». Тема дисертаційної роботи відповідає науковому напрямку кафедри інформаційних технологій видавничої справи Національного університету «Львівська політехніка». Дисертація безпосередньо пов'язана з планами наукових досліджень, які виконувалися в межах держбюджетних науково-дослідних робіт протягом 2013-2015 років на кафедрах інформаційних технологій видавничої справи та автоматизованих систем управління. Дисертаційне дослідження виконувалося в межах таких держбюджетних науково-дослідних робіт: «Розвиток теорії синтезу нейронних мереж на НВІС-структурах для обробки сигналів в робототехнічних

системах», (номер державної реєстрації 0112U001204); «Інструментальні засоби та інтелектуальні компоненти синтезу інтегрованих автоматизованих систем управління» (номер державної реєстрації 0113U003186) та «Відслідковування рухомих об'єктів у відеопотоках реального часу» (номер державної реєстрації 0115U000432).

Мета і завдання дослідження. Метою дисертаційного дослідження є розроблення методів забезпечення надвисокої роздільної здатності зображень, які б зберігали краї об'єктів на зображеннях із флуктуаційною функцією інтенсивності.

Для досягнення поставленої мети необхідно вирішити такі завдання:

- проаналізувати сучасні методи забезпечення надвисокої роздільної здатності зображень у випадках одного зображення та набору зображень;
- удосконалити методологію зміни роздільної здатності у випадку одного зображення на основі машинного навчання із використанням нейроподібних структур моделі геометричних перетворень;
- розробити процедуру зміни роздільної здатності зображень без використання нейроподібних структур моделі геометричних перетворень на стадії застосування;
- розробити метод забезпечення надвисокої роздільної здатності у випадку одного зображення на основі псевдообертання виродженого матричного оператора відносних симетричних мір конвергенції;
- розробити метод забезпечення надвисокої роздільної здатності у випадку двох зображень на основі сумісного використання операції кросинговеру та агрегатного матричного оператора дивергенцій;
- вдосконалити метод автоматичного вибору значення коефіцієнта кросинговеру в задачах передискретизації зображень;
- здійснити програмну реалізацію розроблених методів забезпечення надвисокої роздільної здатності зображень та розробити апаратну реалізацію пристроїв попередньої обробки.

Об'єктом дослідження є процеси попереднього опрацювання зображень.

Предметом дослідження є методи забезпечення надвисокої роздільної здатності зображень.

Методи дослідження - обробки цифрових зображень, функціонального аналізу, теорій мір, множин та операторів, лінійної алгебри, генетичних алгоритмів, нейронних мереж.

Наукова новизна одержаних результатів. Наукова новизна дисертаційної роботи полягає у тому, що:

вперше:

- розроблено метод забезпечення надвисокої роздільної здатності для випадку двох зображень із флуктуаційними функціями інтенсивності на основі сумісного використання операції кросинговеру та агрегатного матричного оператора дивергенцій, який характеризується зменшенням окремих видів артефактів, що підвищує ефективність процедури збільшення роздільної здатності на основі співвідношення сигнал/шум;
- розроблено метод забезпечення надвисокої роздільної здатності для випадку одного зображення із флуктуаційною функцією інтенсивності на основі псевдообертання виродженого матричного оператора відносних симетричних мір конвергенції, який підвищує якість результатів збільшення роздільної здатності за оцінкою PSNR і мінімізує обчислювальні витрати в практичних реалізаціях алгоритмів, побудованих на основі операторів подібності;
- на основі навчання нейроподібної структури моделі геометричних перетворень з багатьма виходами отримано матричний оператор коефіцієнтів ваг синаптичних зв'язків, використання якого забезпечує ефективну передискретизацію цифрових сценарних зображень в *on-line* режимі.

вдосконалено:

- метод вибору значення коефіцієнта операції кросинговеру на основі розв'язання екстремальної задачі за критеріальною ознакою, побудованою на континуумі мір подібності, що дало можливість автоматизувати процедури

передискретизації цифрових зображень, які ґрунтуються на елементах теорії генетичних алгоритмів.

отримала подальший розвиток:

- методологія зміни роздільної здатності зображень на основі машинного навчання, внаслідок використання нейроподібних структур моделі геометричних перетворень, що дало змогу мінімізувати обчислювальні ресурси на стадії навчання під час розв’язання задач передискретизації зображень.

Практичне значення одержаних результатів. Розв’язання сформульованих завдань є основою побудови алгоритмів передискретизації у випадку одного чи двох зображень. Запропонована методика орієнтована як на методи НРЗ, так і на передискретизацію зображень із необхідним коефіцієнтом зменшення для випадку одного чи двох вхідних зображень.

Побудовою матричних операторів дивергенцій та симетричних мір конвергенції виділено характеристики, які можна використати як для розв’язання задачі НРЗ, так і для інших задач інтелектуального аналізу в системах штучного інтелекту.

Розроблені у процесі дисертаційних досліджень методи підвищують якість вихідних зображень згідно із співвідношенням пікового сигналу до шуму (PSNR) на 10–15%.

Запропонована методологія зміни роздільної здатності зображень із використанням нейроподібних структур моделі геометричних перетворень дає змогу розв’язувати задачу передискретизації з навчальною вибіркою, яка містить лише одну пару зображень. Також вона розширює спектр розв’язуваних задач на основі машинного навчання (МН) можливістю розв’язання задачі зменшення роздільної здатності зображень.

Отримані в процесі дисертаційних досліджень методи забезпечення НРЗ зображень усувають розмитість контурів, які існують хоча б на одному із вхідних зображень, та характеризуються стійкістю до виникнення артефакту пікселізації.

У процесі дисертаційних досліджень розроблено програмну реалізацію мето-

дів забезпечення НРЗ, яка може ефективно доповнювати інші програмні розробки передискретизації зображень, особливо для випадку набору зображень.

Розроблена в процесі досліджень апаратна реалізація пристроїв медіанної фільтрації розширює функціональні можливості існуючих пристроїв, а також підвищує швидкодію процедур фільтрації. На розроблені пристрої медіанної фільтрації отримано два патенти на винаходи України (додаток Г).

Матричний оператор коефіцієнтів ваг синаптичних зв'язків отриманий на основі навченої НПС МГП використано при розробці підсистеми діагностичної візуалізації для виявлення вторинної епілепсії у ТзОВ «Клініка сучасних методів діагностики та інноваційних медичних технологій - «Водолій» (м. Хуст).

Метод забезпечення надвисокої роздільної здатності у випадку двох зображень з флуктуаційними функціями інтенсивності на основі сумісного використання операції кросинговеру та агрегатного матричного оператора дивергенцій використано, при розробленні програмного модуля покращення якості цифрових зображень, отриманих з двох камер відеоспостереження у ТзОВ «ЕЛСИ». Також, в межах розробки зазначеного програмного модуля для програмно-апаратного комплексу відеоспостереження у реальному часі використано методологію автоматичного вибору значення операції кросинговеру на основі розв'язання критеріальною оптимізаційної задачі.

Окрім цього, результати дисертаційного дослідження використано в науково-дослідних розробках кафедр інформаційних технологій видавничої справи та автоматизованих систем управління, зокрема:

- в рамках фундаментального дослідження «Розвиток теорії синтезу нейронних мереж на НВІС-структурах для обробки сигналів в робототехнічних системах» використано методологію зміни роздільної здатності зображення на основі машинного навчання;
- у проекті «Відслідковування рухомих об'єктів у відеопотоках реального часу» використано метод забезпечення надвисокої роздільної здатності зображення із флуктуаційною функцією інтенсивності на основі

псевдообертання виродженого матричного оператора відносних симетричних мір конвергенції;

- в рамках проекту «Інструментальні засоби та інтелектуальні компоненти синтезу інтегрованих автоматизованих систем управління» за результатами дисертаційних досліджень здійснено використання розроблених пристроїв медіанної фільтрації.

Результати дисертаційної роботи використано у навчальному процесі кафедри «Інформаційні технології видавничої справи» Національного університету «Львівська політехніка», зокрема у дисциплінах «Системи штучного інтелекту», та «Комп'ютерна графіка».

Усі відповідні акти використання результатів дисертаційного дослідження подано в Додатку Д.

Особистий внесок здобувача

Усі наукові результати дисертаційної роботи отримані автором самостійно. У працях, опублікованих у співавторстві, автору належать: методологія зміни роздільної здатності зображень на основі машинного навчання із використанням НПС МГП [14]; процедура отримання матричного оператора коефіцієнтів ваг синаптичних зв'язків з навченої НПС МГП з багатьма виходами [91], та його використання при розв'язанні задачі збільшення роздільної здатності зображень [12]; аналіз та оцінка нових підходів до розв'язання прикладних задач попередньої обробки зображень в системах штучного інтелекту [28, 29, 120]; метод надвисокої роздільної здатності зображень для випадку двох зображень на основі сумісного використання операції кросинговеру та псевдообертання виродженого матричного оператора дивергенцій [30]; метод надвисокої роздільної здатності зображень на основі псевдообертання виродженого матричного оператора відносних симетричних мір конвергенції [52, 18]; метод надвисокої роздільної здатності зображень на основі використання агрегатного матричного оператора дивергенцій [30, 17]; дослідження впливу розмірності фрейму [11] та ступеня нелінійності синаптичних зв'язків [13] на якість вихідних зображень підвищеної РЗ на основі машинного навчання;

порівняльний аналіз та класифікація методів надвисокої роздільної здатності [27]; аналіз процедур усунення спотворень зображень в методах реконструкції зображень [31]; архітектура та принципи роботи одновимірного медіанного фільтру [49, 22, 151]; синтезовані структури двовимірного медіанного фільтру [47, 23]; відображення алгоритмів нейромережевої обробки зображень в узгоджено-паралельні НВІС-структури реального часу [51].

Апробація результатів дисертації. Про основні результати наукових досліджень автор доповідав на 9-х міжнародних конференціях, зокрема таких: XIth International Conference “The Experience of Designing and Application of CAD Systems in Microelectronics CADSM-2011” (Lviv-Polyana, Ukraine, 23–25 February, 2011); Xth International Scientific and Technical Conference “Computer science and information technologies”(Lviv, Ukraine, 14-17 September, 2015); Міжнародній науковій конференції «Інтелектуальні системи прийняття рішень та проблеми обчислювального інтелекту ISDMCI’2014» (м. Залізний порт, Україна, 28–31 травня 2014 р.); Міжнародній науковій конференції «Інтелектуальні системи прийняття рішень та проблеми обчислювального інтелекту ISDMCI’2015» (м. Залізний порт, Україна, 25–28 травня 2015 р.); The European scientific and practical congress “Global scientific unity 2014” (Prague, Czech Republic, 26-27 September, 2014); VI Всероссийской научно-технической конференции с международным участием «Робототехника и искусственный интеллект» (г. Железногорск, Россия, 13 декабря, 2014 г.); VII International conference on Optoelectronic Information Technologies «Photonics – ODS 2015» (Vinnitsya, Ukraine, 20-23 April, 2015); III Міжнародній науково-практичній конференції «Обчислювальний інтелект (результати, проблеми, перспективи) ComInt – 2015» (м. Київ – м. Черкаси, Україна, 12-15 травня, 2015); Міжнародній науково-практичній конференції «Комп’ютерні технології та інформаційна безпека» (м. Кіровоград, Україна, 2-3 липня, 2015).

Матеріали дисертації регулярно доповідались та обговорювались на наукових семінарах кафедри інформаційних технологій видавничої справи Національного університету «Львівська політехніка».

Публікації. Основні положення та результати дисертаційного дослідження викладено в 20 друкованих працях, серед них 1 стаття у зарубіжному журналі, який включено до міжнародних наукометричних баз, 5 статей у наукових фахових виданнях України з технічних наук (з них 4 включено до міжнародних наукометричних баз); 2 патенти на винаходи України; 1 стаття у вітчизняному виданні, яке включено до міжнародної наукометричної бази; 9 публікацій у збірниках праць міжнародних конференцій та конгресі; 2 свідоцтва про авторське право на твір (комп'ютерні програми).

Структура та обсяг дисертації. Дисертація складається зі вступу, чотирьох розділів, висновків, списку використаної літератури та додатків. Робота містить 114 сторінок основного тексту, 36 рисунків та 4 таблиці. Загальний обсяг дисертації – 158 сторінок, список літературних джерел налічує 166 найменувань. Дисертація містить 5 додатків, розміщених на 24 сторінках.

РОЗДІЛ 1. АНАЛІЗ МЕТОДІВ РОЗВ'ЯЗАННЯ ЗАДАЧІ НАДВИСОКОЇ РОЗДІЛЬНОЇ ЗДАТНОСТІ ЗОБРАЖЕНЬ

1.1. Характеристика задачі надвисокої роздільної здатності зображення

Задача надвисокої роздільної здатності (super resolution) – це задача, яка переважно формулюється в оберненій формі і розв'язується методом, чи набором методів, призначених для збереження найтонших деталей зображення, завдяки обробці одного вхідного зображення чи набору вхідних зображень однієї сцени, внаслідок збільшення кількості пікселів на одиницю площі у вихідному зразку. Зазвичай, розв'язання цієї задачі супроводжується передискретизацією зображення з коефіцієнтом збільшення $m \geq 16$.

Подібні методи для випадку одного зображення ґрунтуються на реконструкції або навчанні. Інші методи, у випадку набору зображень однієї сцени, використовують додаткову інформативність на основі субпіксельного зсуву на неціле значення піксела у середині набору.

Термін «надвисока роздільна здатність» («Super-resolution») вперше ввів Р. Гершберг [84] у 1974 році для представлення свого ітераційного методу на основі перетворення Фур'є, що дає можливість розширити сегмент спектру скінченного сигналу за межі його дифракційної межі. Підвищення роздільної здатності (PЗ) сигналу відбувається згідно алгоритму, що зменшує похибку енергії відсіченої частини сигналу. Цей метод обробки в частотній області заклав основу розвитку численної та різноманітної методології розв'язання подібних задач.

У загальному випадку технологія надвисокої роздільної здатності (super-resolution, SR) складається із двох класів методів [62, 139], зокрема: оптичні (OSR) та геометричні (GSR) методи надвисокої роздільної здатності. Перший клас (OSR) становлять методи орієнтовані на апаратну реалізацію. У той час, другий клас (GSR) – це методи, алгоритмічна реалізація яких базується на обробці наборів однотипних зображень чи їх фрагментів, для яких характерним є піксельний чи субпіксельний зсув.

Перш ніж розглядати різновиди геометричних методів надвисокої РЗ та їх особливості, ознайомимось з основними апаратними підходами до вирішення задачі збільшення РЗ зображення.

Існує два основних способи збільшення кількості пікселів на датчику пристрою захоплення зображення:

- 1) фізично зменшити розміри кожного пікселя,
- 2) збільшити розмір самого датчика.

Спосіб у першому випадку зменшує кількість світла, доступного для поглинання, що може викликати появу такого фізичного явища як дробовий шум. Основним недоліком другого способу є збільшення часу передачі захопленого зображення в пам'ять. Оскільки сучасні цифрові пристрої захоплення матриці зображення накладають ряд обмежень на її розмірність, виникає практична задача деталізації зображення або певного об'єкта уваги на зображенні геометричними методами.

Збільшення зображення в декілька разів зі збереженням його інформативності являється основною метою багатьох методів. Не дивлячись на це, результати масштабування можуть суттєво варіюватися залежно від обраних алгоритмів. Окрім цього їм властиві ряд недоліків, серед яких найбільшим є поява артефактів, які зумовлюють розмиття в зонах, що характеризуються суттєвими флуктуаціями значень функції інтенсивності зображення.

1.2. Загальна класифікація методів забезпечення надвисокої роздільної здатності

За останні роки кількість методів надвисокої РЗ надзвичайно зросла. Зросла також кількість праць, у яких подано різноманітну класифікацію існуючих методів за різними ознаками: робота у частотній чи просторовій області [62, 115], на основі обробки одного зображення [116] чи набору зображень однієї сцени [113], щодо фактичного методу реконструкції тощо.

З використанням [123] та на основі проведеного аналізу методів забезпечення надвисокої РЗ зображень пропонується така їх класифікація (рис. 1.1).



Рисунок 1.1 – Класифікація основних методів забезпечення надвисокої РЗ зображень

1.3. Методи забезпечення надвисокої роздільної здатності у випадку окремого зображення

1.3.1. Методи надвисокої роздільної здатності на основі технології реконструкції зображення

Методи надвисокої РЗ просторової області, залежно від кількості вхідних зображень, які використовуються у процесі збільшення РЗ поділяються на дві великі групи [85]: класичні методи, та методи обробки одного зображення (рис. 1.2).

Методи надвисокої РЗ, у випадку одного зображення (рис. 1.2,б) можна поділити на дві основні групи: на основі реконструкції та на основі навчання [125, 153].

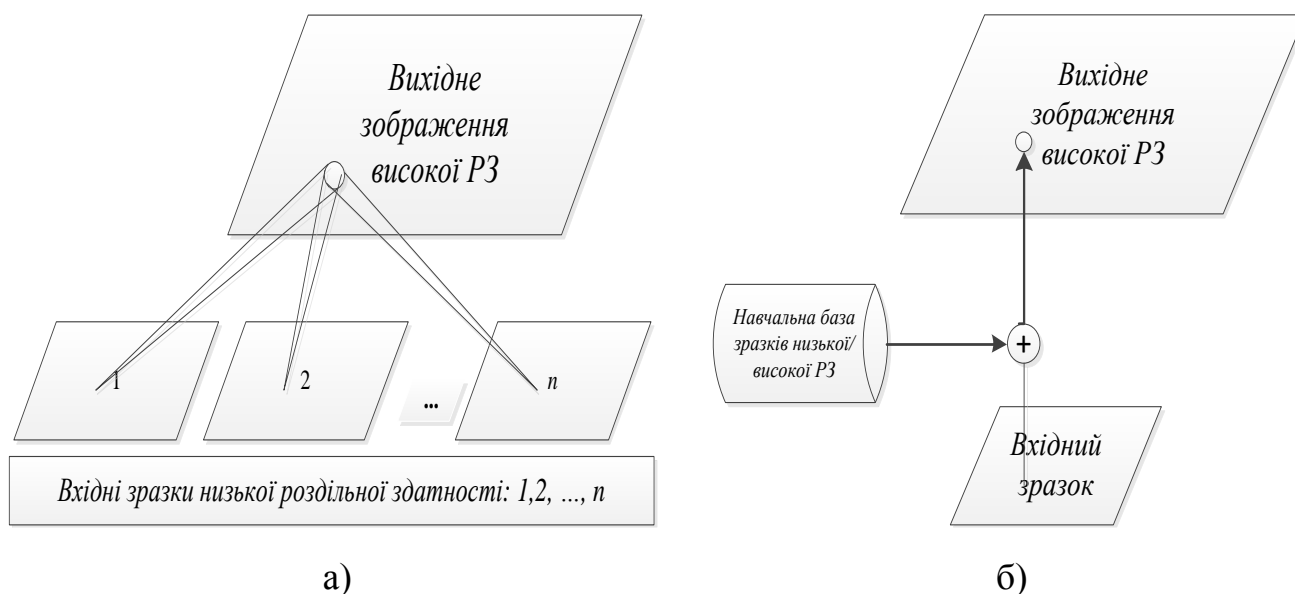


Рисунок 1.2 – Узагальнена схема роботи методів НРЗ: а) класичних, б) на основі обробки одного зображення

Метою методів надвисокої РЗ зображень на основі технології реконструкції є відновлення деталей зображення внаслідок інтерполяції вхідного зразка низької РЗ при збереженні різкості країв зображення. Різновидів подібних алгоритмів є чимало. Ряд методів [76, 137, 156, 157] призначені для видалення, або зменшення прояву артефактів згладжування. Для цього вони використовують так звані “первинні ескізи” – природні, основні елементи розпізнавання [137] як апіорну інформацію у роботі алгоритму. Першим кроком згідно процедури є збільшення РЗ (бікубічна інтерполяція) вхідного зразка низької РЗ до цільового значення коефіцієнта збільшення. Далі, отримане зображення, яке вважається низькочастотною компонентою результуючого зображення, розбивається на дві групи: примітиви та не примітивні частини. Ключовим моментом тут є те, що подальші кроки алгоритму виконуються лише для примітивів зображення. Кожен примітив у отриманій групі визначається як частина підкласу (край, кут, тощо) на різних масштабах, позиціях у просторі тощо. Навчальні дані кожного підкласу (пари низькочастотного та високочастотного примітивів) формуються на основі множини природних цифрових зображень. Наступним кроком процедури є вибір високочастотних примітивів-кандидатів з початкової вибірки на основі низькочастотних примітивів вхідного

зразка, отриманого на першому кроці алгоритму. Далі, на основі Марковських моделей із отриманих примітивів-кандидатів виводиться високочастотна група примітивів, яка в об'єднанні із низькочастотним зображенням вважається розв'язком задачі надвисокої РЗ. Перевагою цих методів є мала розмірність навчальної вибірки, оскільки, як досліджено у [131] внутрішня розмірність примітивів зображення дуже мала. Проте заміна окремих фреймів зображення високої РЗ на високочастотні примітиви отримані алгоритмом не завжди дає задовільні результати. Тому результат роботи цих методів застосовується як початкове наближення f_H^n з (1.2) для методів групи з 1.4.2. - ітеративного зворотного проектування [137].

Інша група методів [25, 136, 138, 143, 147, 162] під час розв'язання задачі надвисокої РЗ використовує градієнтні профілі. Їх застосування пояснюється високою стійкістю при масштабуванні зображень [138]. Окрім цього, при роботі в області градієнта, можна уникнути ряду артефактів на результуючому зображенні, зокрема ефекту «дзвону» [25, 136, 138]. Ці методи, як і методи попередньої групи знаходять відповідності між статистиками форми (в цьому випадку – градієнтні профілі різкості) зображень низької та високої РЗ на основі навчання. Отримана інформація використовується для накладання обмежень на основі градієнта у процесі реконструкції.

Однією з найбільш важливих і складних частин цих методів є пошук правильного градієнтного профілю [147]. Для розв'язання цієї задачі перш за все потрібно отримати градієнт і контурну мапу зображення. Остання може бути визначена шляхом застосування алгоритму виявлення краю на основі градієнтів. Контурні пікселі зазвичай є центральними точками градієнтних профілів. Алгоритми трасування у [136, 138] в деяких ситуаціях можуть бути не точними, оскільки в них враховується лише величина градієнта, а інформація про напрямок – ігнорується. Це може зумовити плутанину між контурними і не контурними пікселами, особливо в регіонах, де напрямки градієнта швидко змінюються [15]. Наслідком цієї ситуації є те, що контур буде знайдено, проте він та початкова точка

можуть не належати одному градієнтному профілю. У [147] запропоновано модифікацію алгоритму пошуку градієнтних профілів. Згідно з нею, при обчисленні градієнта береться до уваги як його величина так і напрямок. Окрім цього, процедура не потребує інтерполяції, що зменшує час роботи методу.

У [162] проблема реконструкції зображення формулюється як задача оптимізації функції енергії, що складається з згущеності та розрідженості точки регуляризації. Локальні обмеження тут встановлюються з метою покращення мапи градієнта, в той час як глобальні обмеження розрідженості встановлюються на поле градієнта з метою зменшення шуму на результуючому зображенні. Задача надвисокої РЗ згідно методу розв'язується із використанням методу поділу змінних та методів штрафу [154].

Незважаючи на задовільні результати роботи методів надвисокої РЗ на основі реконструкції, для них є характерними ряд недоліків. Зокрема, при великих коефіцієнтах збільшення РЗ, контури об'єктів на зображенні стають однорідними, змазаними, що зумовлює неприродний вигляд зображення [143]. Їхня продуктивність залежить від використовуваної апріорної інформації та її сумісності із заданими зображеннями. Окрім цього, ці методи потребують post-обробки. Результуюче зображення отримується в результаті застосування додаткових процедур, зокрема застосування методів групи з 1.4.2. - ітеративного зворотного проектування [36].

1.3.2. Методи надвисокої роздільної здатності на основі машинного навчання

Методи надвисокої РЗ на основі навчання передбачають створення навчальної моделі для визначення відповідностей між зображеннями низької та високої РЗ, які, зазвичай встановлюються з бази даних (зображення з об'єктом уваги високої РЗ, переважно задане, а зображення з низькою роздільною здатністю створюється шляхом зменшення частоти дискретизації або проріджуванням).

Процедура надвисокої РЗ полягає у застосуванні отриманої «навченої» моделі для реконструкції зображення високої РЗ із вхідного зразка з низькою

роздільною здатністю (рис. 1.3) [60]. Різноманітні методи цього класу відновлюють відсутні деталі на результуючому зображенні з використання подібності між вхідним зразком низької РЗ і прикладами в навчальній множині [123].

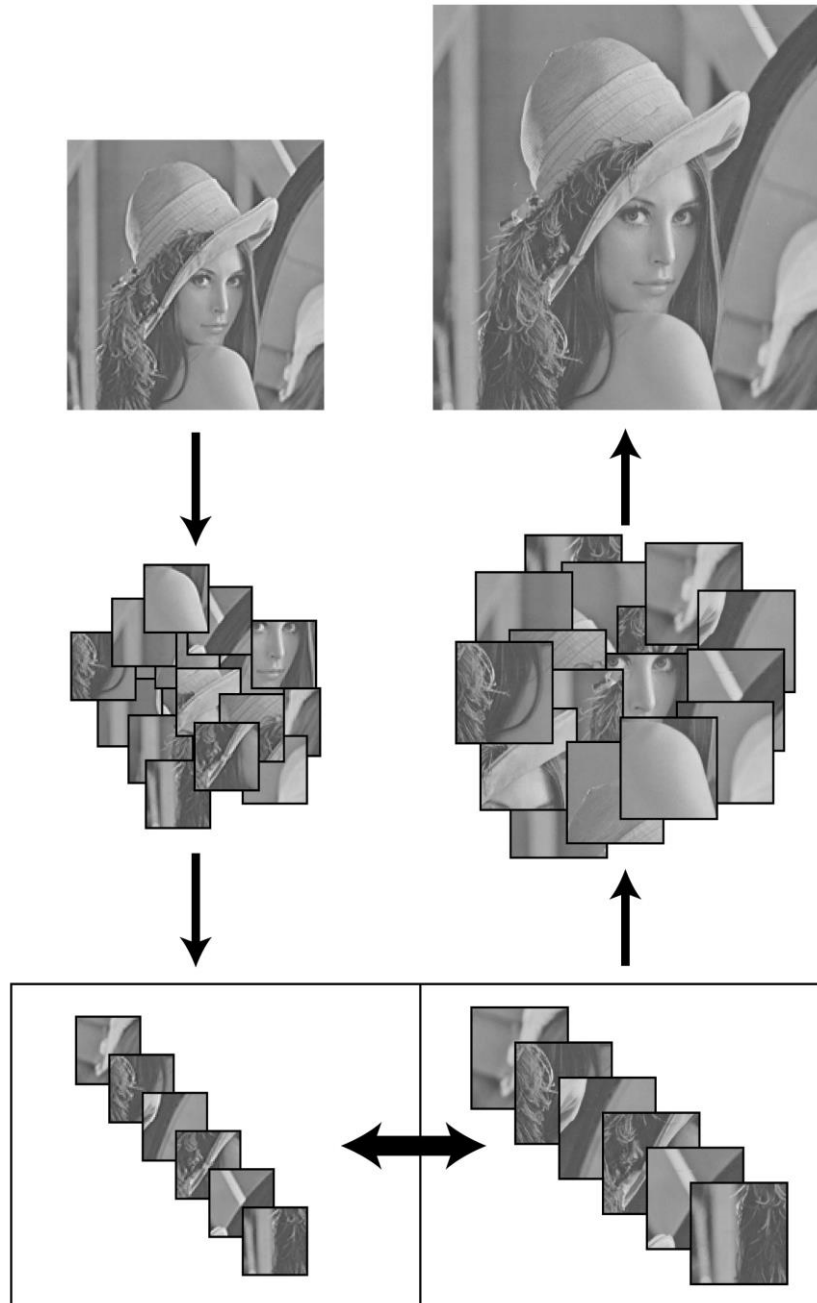


Рисунок 1.3 – Узагальнена схема роботи методів надвисокої РЗ на основі навчання

Методи на основі навчання можуть працювати згідно двох підходів. Перший – попиксельний підхід, де кожне значення в результуючому зображенні високої РЗ

отримується в результаті обробки сусідніх пікселів з використанням статистичного навчання. Така обробка може базуватися на зваженому середньому сусідніх пікселів [165]. Методи цього підходу характеризуються ефективністю щодо усунення змазів та приглушення шумів на зображенні [87]. Іншим підходом є фреймовий [73]. Він передбачає здійснення оцінювання взаємозв'язків між фреймами зображень низької та високої РЗ. Саме вона використовується для відновлення найбільш імовірних фреймів у результуючому зображенні на основі фреймів із вхідного зразка низької РЗ. Ефективність подібних процедур великою мірою залежить від якості, а в деяких випадках – розмірності навчальної вибірки [97, 159]. Тому, основною задачею методів цієї групи є вирішення проблеми формування ефективних навчальних пар із фреймів зображень низької/високої РЗ.

Методи надвисокої РЗ на основі пірамід особливостей описано у роботах [58, 59, 60, 68, 69, 74, 98, 102, 135, 159, 160]. Статистичні моделі цих методів передбачають побудову на основі вхідного зображення трьох пірамід «знизу-вверх»: Гауса, Лапласа та піраміди особливостей («локальних текстурних мір» [159]) згідно процедур, поданих у [135]. Піраміда Гауса [24, 33,] формується шляхом згортки зображення і застосування алгоритму проріджування з коефіцієнтом 2 по кожному рівню і використовується для побудови двох інших пірамід. Нижні рівні піраміди Лапласа розглядаються як високочастотні компоненти вихідного зображення. Саме тому, результуюче зображення високої РЗ формується додаванням зображень пірамід Гауса та Лапласа одного рівня. Багаторівневе представлення зображення дає змогу будувати непараметричне навчання із співвідношень множини пікселів пірамід особливостей та Лапласа між двома сусідніми рівнями з використанням L_2 -метрики. На основі такої системи, для тестового зображення шукається найбільш імовірне зображення (фрейми) високої РЗ серед відповідних зразків з усіх пірамід. У [58, 59] для розв'язання цієї задачі використовується метод найближчого сусіднього значення. Враховуючи низьку швидкість роботи цих методів, у [68, 74] для пошуку найбільш імовірного зразка (фрейму) використовується деревовидна структура. Проте результати їх роботи характеризуються спотворенням деяких регіонів

результуючого зображення. Для зменшення прояву цього недоліку, у [98, 159, 160] розроблено модифіковану схему роботи методів цього підходу. Її ідея теж ґрунтується на властивостях самоподібності між фреймами зображень, представлених у вигляді пірамід. Проте ці методи використовують лише одну піраміду для побудови навчальної вибірки. У [160] будується піраміда Гауса і використовується контекстно-обмежена сегментація зображення *i-того* рівня для формування навчальної вибірки із фреймів різних контекстних категорій. У [159] для цього застосовують кластеризацію. Така ж ідея використовується і у [98], проте замість піраміди Гауса тут будують трирівневу піраміду Лапласа. Взаємозв'язки між фреймами низької/високої РЗ для усіх трьох методів встановлюються на основі методу опорних векторів.

Інші методи цієї групи ґрунтуються на аналогічних підходах, проте їм усім характерний ряд недоліків. Очевидно, що багаторівневе представлення зображення, ще й у вигляді декількох пірамід супроводжується використанням великого обсягу обчислювальних ресурсів. Окрім цього процес навчання може бути дуже повільним, а прогнозування очікуваних фреймів не завжди точне [98]. Також, складні імовірнісні моделі методів цього класу не враховують глобальні обмеження. Це призводить до того, що деякі глобальні властивості об'єкту уваги на зображенні, такі як явні контури, когерентність освітлення а також симетрія упускаються. Ці недоліки великою мірою проявляються у задачах обробки портретних зображень [102].

Застосування довірчих мереж (belief networks), таких як Марковські мережі чи деревоподібні структури до задач надвисокої РЗ описано у [77, 78, 79, 80, 81, 82, 103, 124, 133]. Згідно з процедурою цих методів, пара зображень низької/високої РЗ розбиваються на фрейми. Для відповідних фреймів обчислюються дві функції: функція спостереження (observation function) та функція переходу (transition function) [82]. Функція спостереження використовується для оцінки того, наскільки точно фрейм-кандидат високої РЗ відповідає фрейму низької РЗ, а функція переходу оцінює точність відповідності між фреймом-кандидатом високої РЗ та його сусідом.

Навчальна модель цих методів використовує алгоритм поширення довіри [21] (belief propagation algorithm) на Марковське випадкове поле. Його метою є продукування найбільш імовірного фрейму високої РЗ, зв'язуючи його з кожним відомим фреймом низької РЗ таким чином, щоб сусідні ділянки були сумісними одна з одною. При навчанні та виведенні використовується прихована Марковська модель для факторизації апостеріорної імовірності. Основним недоліком методів цієї групи є те, що вони показують задовільні результати лише при малих коефіцієнтах збільшення РЗ [78, 80].

Методи надвисокої роздільної здатності, які ґрунтуються на нейромережевому машинному навчанні. Концепція нейромережевих методів надвисокої РЗ зображення подібна до концепції методів на основі довірчих мереж. Змінюється лише тип ШНМ, що використовується для навчання.

Першою вагомою роботою в напрямку розв'язання задачі НРЗ на основі штучних нейронних мереж є [73]. У тій дисертації подано спробу розв'язання задачі збільшення РЗ зображень (відбитків пальців) на основі фреймової обробки зображення мережею Хопфілда. Широкий розвиток подальших досліджень щодо застосування цього типу ШНМ базується на формулюванні задачі надвисокої РЗ як задачі м'якої класифікації [99, 100, 101, 108, 109, 110, 134, 146] фреймів із зображень (наприклад ґрунтового-рослинного покриву), отриманих дистанційним зондуванням. Основна ідея методів цієї групи – максимізація просторової залежності фреймів ґрунтового-рослинного покриву і підтримка пропорційної інформації про клас цього покриву. Саме м'яка класифікація забезпечує можливість продукування набору пропорційних зображень, кожне з яких містить субпікселну інформацію на заданому класі. Подібну інформацію можна використовувати як джерело додаткової інформації для підвищення детальності і точності результатів роботи методів надвисокої РЗ наприклад для панхроматичних зображень [110].

Однак, ці методи [101, 108, 109, 134] використовують ізотропну просторову модель, яка будується на припущенні про те, що просторова залежність класів земельного покриття є гомогенною та спрощеною, якщо вона змінюється з

напрямом. Таким чином напрями просторової субпіксельної залежності різних класів (в даному випадку ґрунтового-рослинного покриву) є ізотропними. Це накладає ряд обмежень на точність прогнозування границі між класами, що може унеможливити збереження форми кордонів краю. У [100, 146] з метою усунення цього недоліку застосовується анізотропна модель. Незважаючи на те, що точність роботи цих методів покращилася, вони можуть бути застосовані тільки до конкретних класів зображень (в даному випадку земельного покриву). У [99] запропоновано універсальний підхід. Окрім того, що він ґрунтується на анізотропній просторовій моделі, він також використовує оператор Собеля для виявлення величини та напрямку градієнта. Напрямок градієнта використовується для визначення напрямку субпіксельної просторової залежності. Величина градієнта використовується для визначення ваг сусідніх пікселів у системі. Метод здатен генерувати більш точні карти [99]. Ця перевага стає очевидною, коли коефіцієнт збільшення РЗ – великий, а розмір вікна розбиття більший за 3×3 . Проте, при зміні параметрів методу, результати його роботи є незадовільними. Відсутність можливості автоматичного визначення параметрів методу не дозволяє його застосування на практиці.

Застосування багатошарових перцептронів для розв'язання поставленої задачі подано у [112]. Тут задача надвисокої РЗ розв'язується вирішенням проблеми пошуку кращого невідомого пікселя між двома існуючими з допомогою цього типу ШНМ. У [112] використовується інший підхід. Запропонована схема полягає в сумісному використанні алгоритму довільної інтерполяції та ШНМ. Згідно процедури, ШНМ застосовується для моделювання залишкових помилок між інтерпольованим зображенням і відповідним йому зразком низької РЗ. Обчислювальні ресурси, необхідні для роботи методу значно менші в порівнянні з вищеописаними методами і результати роботи значно кращі, як для штучних так і природних цифрових зображень. Проте, оскільки результати роботи багатошарового перцептрона не повторюються, застосування подібного інструментарію накладає ряд обмежень на практичне використання методу.

У [71,72] описано інший підхід до розв'язання поставленої задачі. Метод з використанням конволюційної нейронної мережі, або метод Донга відрізняється від існуючих перш за все тим, що навчання відбувається безпосередньо зіставленням пари зображень низької та високої РЗ. Результати такого навчання відображаються у вигляді глибокої конволюційної ШНМ. На вхід цього методу подається зображення низької РЗ, а на виході синтезується зображення підвищеної РЗ.

Розроблена конволюційна ШНМ має просту структуру, проте демонструє хороші результати при розв'язанні задачі збільшення РЗ зображень і характеризується високою швидкістю в режимі застосування [71].

Проте метод надвисокої РЗ на основі конволюційної ШНМ має ряд недоліків. Експериментально встановлено, що якість синтезованих цим методом зображень великою мірою залежить від обсягу навчальної вибірки. Для наочності цієї тези на рис.1.3 наведено графік залежності якості синтезованих зображень підвищеної РЗ, на основі індексу структурної подібності (SSIM), від їх кількості у навчальній вибірці. Це порівняння відбувалося при тестуванні роботи методу на зображеннях з таблиця 2.1. (розділ 2).

У першому випадку навчальна вибірка містила 14 зображень. Деякі із них також містилися у тестовій вибірці. Результати роботи методу на тестовій вибірці відображено суцільною кривою. Штрих-пунктирною кривою відображено значення показника SSIM при тестуванні зображень на основі навчальної вибірки з 91 пари зображень.

Як видно з рис. 1.4, для тестових зображення під номерами 6, 7, 8, значення показника SSIM для обох експериментів суттєво відмінні. Це пояснюється більшою розмірністю навчальної вибірки. Варіація значення SSIM для інших зображень, хоча й не дуже суттєва, проте теж підтверджує тезу про залежність якості вихідного зображення підвищеної РЗ від розмірності навчальної вибірки.

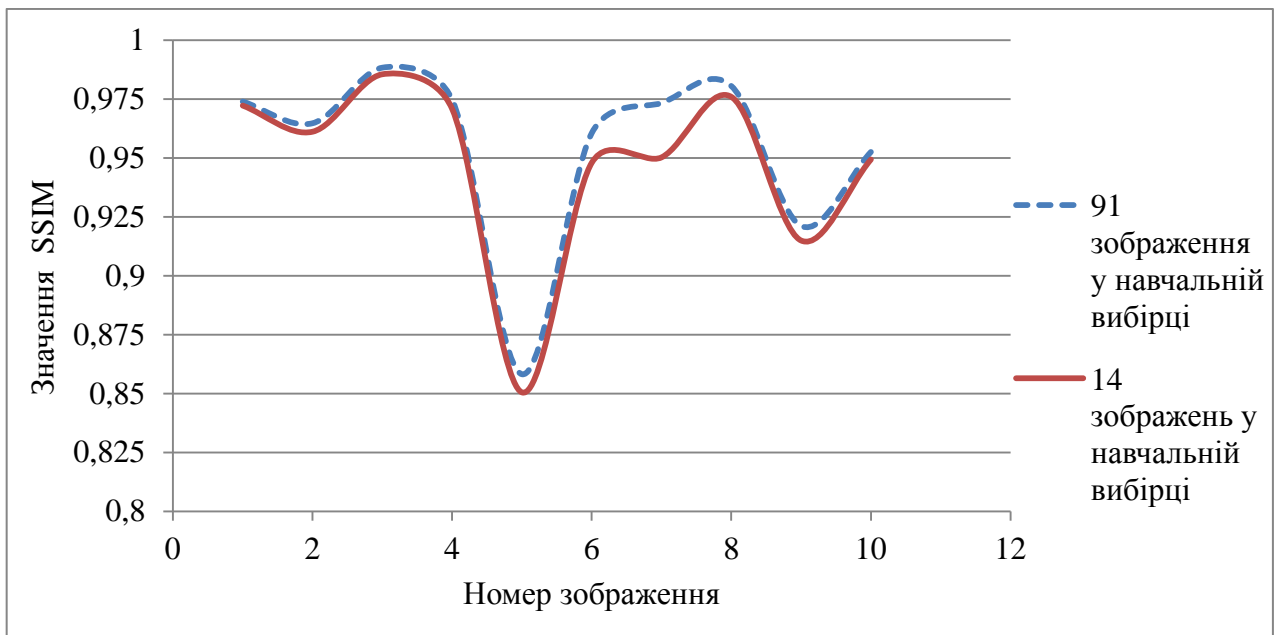


Рисунок 1.4 – Залежність результатів роботи методу на основі конволюційної нейронної мережі (методу Донга) від розмірності навчальної вибірки (14 та 91 зображення) на основі SSIM.

По-друге, збільшення швидкості роботи методу забезпечується зменшенням кількості фільтрів і шарів в ШНМ [72]. В експерименті використовувалася найпростіша структура конволюційної ШНМ - 3 шари. Кожен з них має своє функціональне призначення. Перший шар виконує виділення ознак на вхідному зображенні і представляє кожну ділянку у вигляді одновимірного вектора. Другий шар нелінійно співставляє ці вектори-ознак з іншою множиною векторів-ознак, які концептуально представляють фрейми зображення високої РЗ. Третій шар рекомбінує ці співставлення і синтезує вихідне зображення підвищеної РЗ.

Навчання такої ШНМ передбачає використання алгоритму зворотного поширення похибки. Саме це є основним недоліком методу. Як досліджено у [72], збільшення часу процедури навчання показує кращі результати синтезованих зображень підвищеної РЗ згідно PSNR. Модельний експеримент (для вибірки, що містила 91 зображення), результати якого відображені на рис.1.4 відбувався на існуючій моделі [71], де кількість ітерацій процедури навчання рівна 8×10^8 . Тому її навчання тривало близько 3 діб [72].

Окрім надзвичайно тривалого, ітераційного навчання, цей алгоритм характеризується ще рядом недоліків (правильний підбір кроку, локальні мінімуми, тощо), що накладає ряд обмеження на його використання в прикладних задачах систем технічного зору, що ґрунтуються на засадах штучного інтелекту.

Існує ще ряд методів збільшення РЗ зображень на основі штучних нейронних мереж [54, 104, 105, 106], проте результати їхньої роботи є не актуальними на сьогоднішній день, тому в цій роботі вони не розглядаються.

Очевидно, що методи цього класу повинні характеризуватися високим ступенем генералізації. Однією з можливостей забезпечення цього може бути збільшення кількості зразків. В деяких випадках, як показано вище, це себе виправдовує (рис.1.4). Проте, використання великої навчальної бази (для окремих методів) не формує кращі результати, оскільки наявність великої кількості несуттєвих прикладів великою мірою впливає на результати роботи методу [97]. Також збільшення навчальної бази збільшує час обчислень при пошуку найбільш імовірних зразків для формування вихідного зображення, що накладає ряд обмежень при застосуванні методу у системах реального часу.

Іншим недоліком цих методів є те, що вони не гарантують отримання істинної високої РЗ деталей зображення, якщо вхідний кадр містить текстури, які не існують в базі даних.

При наявності декількох зображень однієї сцени, які характеризуються наявністю субпіксельного зсуву, передискретизація зображення можлива за іншою, класичною схемою, описаною нижче.

1.4. Методи забезпечення надвисокої роздільної здатності у випадку набору зображень

1.4.1. Методи надвисокої роздільної здатності частотної області

У [62] методи надвисокої РЗ поділяються на дві групи: методи що працюють в частотній та просторовій областях.

Робота методів надвисокої РЗ у частотній області передбачає виконання таких кроків: а) перетворення зображення (зображень) низької РЗ в частотній області; б) застосування алгоритму надвисокої РЗ для синтезу зображення підвищеної РЗ; в) відновлення отриманого зображення в просторовій області. Аналіз методів надвисокої РЗ, що працюють в частотній області за останні роки [5, 70, 83, 84, 86, 95, 93, 94, 107, 126, 127, 150] дає можливість виділити їх дві основні підгрупи: методи, що використовують: 1) перетворення Фур'є; 2) вейвлет-перетворення.

Методи першої підгрупи ґрунтуються на трьох основних принципах [27, 57, 62, 115]: властивості зсуву перетворення Фур'є; фільтруючого взаємозв'язку між НПФ вихідного зображення високої РЗ та ДПФ набору вхідних зображень низької РЗ, а також припущенні про те, що оригінальна сцена (вихідне зображення) визначається вузько смуговим спектром. Ці властивості дозволяють сформуванню системи рівнянь, що зв'язує коефіцієнти ДПФ зображень низької РЗ з коефіцієнтами НПФ шуканого зображення. Система рівнянь розв'язується отриманням коефіцієнтів вихідних зразків у частотній області, які потім можуть бути вилучені за допомогою зворотного ДПФ. Важливим моментом тут є те, що побудова системи рівнянь вимагає точного знання субпіксельного руху між кадрами, що впливатиме на результати роботи алгоритмів.

У [84, 127] описано ітераційні методи надвисокої РЗ для одновимірного випадку на основі перетворення Фур'є, що спираються на теорему Парсеваля та деякі властивості аналітичних функцій [84]. Узагальненням їх став неітераційний метод [152] для одно - та двовимірного випадків на основі сингулярного розкладу. Результати роботи методу на спотворених шумом даних є дещо кращі, а швидкість його роботи значно вищою в порівнянні з [84, 127].

У [150] описано перший метод надвисокої РЗ даної підгрупи, що базується на обробці декількох зображень низької РЗ однієї сцени для яких характерна наявність субпіксельного зсуву. Метою методу є визначення НПФ зображення високої РЗ для якого в переважній більшості випадків застосовується метод найменших квадратів.

Цей підхід ґрунтується на гіпотезі про те, що набір зображень низької РЗ не містить шумів, змазів та інших артефактів, спричинених різноманітними факторами. Враховуючи цей недолік, у [95] розроблено метод, що включає змази та адитивний шум:

$$G = \Phi F_f + \eta \quad (1.1)$$

де Φ – визначає відношення ДПФ зображень набору G , до НПФ зображення високої РЗ F_f , η – шумова складова. Тут F_f шукається обчислювально ефективнішим методом – рекурсивним алгоритмом зважених найменших квадратів (Recursive Weighted Least Squares algorithm).

Існує ще ряд розширень описаного методу, проте загальний підхід до розв'язання поставленої задачі залишається однаковим.

Як альтернатива перетворенню Фур'є в методах надвисокої РЗ частотної області використовують вейвлет-перетворення [5, 70, 83, 86, 93, 94, 107, 126]. Ідеєю методів цієї групи є розкладання зображення на структурно корельовані підзображення. Це дозволяє використовувати самосхожіть локальних сусідніх регіонів у алгоритмі надвисокої РЗ.

У [70, 127] розроблено найбільш вдалу загальну схему роботи подібних методів. Першим кроком процедури є розбиття вхідного зразка на підзображення різних просторових та частотних областей на основі дискретного вейвлет-перетворення (ДВП). Розмірність трьох високочастотних підзображень, отриманих таким способом в два рази менша розмірності вхідного зображення. Враховуючи це, наступним кроком методу є застосування бікубічної інтерполяції з коефіцієнтом збільшення – 2 до трьох новоутворених високочастотних підзображень (низько-низька складова не розглядається). Однією з особливостей ДВП [5] є відсутність інваріанта зміщення, що може спричинити виникнення контурного шуму на відновленому зображенні. Саме для уникнення появи ефекту Гібса на результуючому зображенні, згідно методу, до вхідного зразка застосовується

стаціонарне вейвлет перетворення (СВП). Розмірність кожного з трьох високочастотних підзображень, отриманих таким чином дорівнює розмірності вхідного зображення. Модифікація відповідних високочастотних підзображень отриманих ДВП та СВП шляхом їх усереднення є наступним кроком методів цієї підгрупи. Інтерполюючи нові високочастотні підзображення і власне вхідний зразок (який розглядається як низькочастотне підзображення [107]) з коефіцієнтом збільшення n , застосувавши зворотне ДВП, отримується зображення підвищеної у n -разів РЗ.

У [83, 86, 93] запропоновано спрощену схему вищеописаного підходу – без використання СВП. Проте необхідність усунення ефекту Гібса зумовлює застосування *post*-обробки отриманого зображення. У [86] з цією метою запропоновано застосування фільтру, що значно збільшує час роботи методу. У [83] для розкладу зображення за ДВП використовується вейвлет Хаара, як альтернатива вейвлету Добеші [5, 70, 86, 93, 94, 107, 127], який призначений для зменшення обчислювальної складності методу.

У [94] розширено загальну схему цього підходу для підвищення контрасту вихідного зображення. Автори методу пропонують сумісне використання ДВП та сингулярного розкладу після виконання основної процедури. Отримане зображення підвищеної РЗ, згідно методу [70, 127] вирівнюється гістограмним методом і знову розбивається на 4 підзображення з використанням ДВП. Обробці на основі сингулярного розкладу підлягає лише низькочастотне підзображення, після чого виконується зворотне ДВП. Перевагою цього методу є те, що, зміна сингулярних значень безпосередньо впливатиме на контраст зображення. Отож інша інформація зображення не буде змінена. З іншої сторони, посилення контрасту в низькочастотному підзображенні зберігатиме інформацію про контури у високочастотних підзображеннях.

Основними перевагами методів частотної області є їх інтуїтивна зрозумілість, теоретична простота, низька обчислювальна складність, та можливість паралельної реалізації. Однак, ці методи застосовуються лише при глобальному русі

на зображенні. Основним недоліком методів цього класу є те, що побудова системи рівнянь вимагає знання точного субпіксельного руху між кадрами. Кожне зображення тут повинно описуватися рівнянням, що встановлює обмеження на міжкадровий рух. Проте, через відсутність кореляції даних у частотній області [114], важко застосовувати апіорні знання, які можуть бути використані при формуванні обмежень чи регуляризації некоректної задачі надвисокої РЗ в частотній області. Тому даний клас методів дуже рідко використовується в практичних задачах збільшення РЗ зображень.

1.4.2. Методи надвисокої роздільної здатності просторової області

Підхід до вирішення задачі надвисокої РЗ в частотній області має сенс, оскільки він відносно простий і обчислювально ефективний. Тим не менш, оскільки методи цього класу ґрунтуються на припущенні про існування лише глобального руху між зображеннями та лінійного просторово-інваріантного розмиття, то їх застосування при обробці реальних зображень не завжди є доцільним.

У класі методів просторової області спочатку формується модель спостереження і тоді відбувається процес реконструкції зображення. Перевагами цих методів реконструкції є те, що лінійна модель спостереження у просторовій області може містити неідеальні зразки, оптичний шум, артефакти стиснення та багато іншого. Просторова реконструкція дозволяє включення апіорних обмежень просторової області, які призводять до екстраполяційних обмежень при вирішенні завдання реконструкції. Це є важливою умовою, оскільки більшість алгоритмів надвисокої РЗ подаються у формі обернених задач, які, як відомо, є некоректними і слабо формалізованими. Саме апіорні обмеження використовуються для формулювання умов щодо перетворення некоректної задачі до коректної.

Як вже згадувалося вище, клас методів просторової області містить групу методів обробки декількох зображень – класичні методи надвисокої РЗ. Загальна схема роботи цих методів подана на рис. 1.2,а.

Класичні методи надвисокої РЗ застосовуються до набору зображень низької РЗ з метою отримання зображення високої РЗ. Використання набору зображень

низької РЗ у цій процедурі коректне у випадку коли існує субпіксельний рух між зображеннями. Саме він є носієм тієї інформації, на основі якої відбуватиметься процес реконструкції вихідного зразка. Розглянемо детальніше методи цієї групи.

Метод ітеративного зворотного проектування (Iterative Back Projection).

Ідея методів цієї групи – ітеративне коректування похибки реконструкції зображення. Робота методів ітеративного зворотного проектування [67, 88, 89, 90, 142,] розпочинаються з формування початкового наближення f_H^n зображення високої РЗ, із вхідних зразків низької РЗ - g_{iL} [88, 90]. Ця операція використовується для формування набору зображення низької РЗ g_{iL}^n , згідно моделі (1.2):

$$g_{iL}^n = VUW_k f_H^n, \quad (1.2)$$

де W_k – матриця афінного перетворення для g_{iL}^n ; U – операція розмиття, за допомогою функції розсіювання точки; V – матриця зменшення частоти дискретизації.

Якщо відсутня різниця між сформованими таким чином зображеннями низької РЗ g_{iL}^n і вхідними зразками g_{iL} , то початкове зображення f_H^n вважається результатом виконання методу. В інакшому випадку, різниця між вищевказаними зображеннями використовується для покращення якості f_H^n внаслідок зворотнього проектування її значень на реконструйоване зображення підвищеної РЗ f_H^{n+1} :

$$f_H^{n+1} = f_H^n - \lambda \sum H_i^{BP} (g_{iL}^n - g_{iL}), \quad (1.3)$$

де, n – кількість ітерацій; λ – коефіцієнт, що регулює швидкість збіжності методу (0,1 для кожного ітераційного процесу); P – довжина ковзного вікна, та число вхідних зображень низької РЗ; H_i^{BP} – i -та операція зворотного проектування.

Цей процес повторюється за задану кількість ітерацій, або доти, доки різниця між $(g_{iL}^n - g_{iL})$ не стане якнайменшою.

Застосування подібних методів [142] може супроводжуватися появою ефектів дзвону та ступінчастості (сходовий ефект). Це пояснюється використанням ізотропного ядра розмиття у (1.2), оскільки інформація про краї об'єктів на зображенні ігнорується протягом усієї процедури. З метою усунення цього недоліку у [67] розроблено метод білатерального зворотного проектування. Окрім усунення вищезгаданих артефактів, метод характеризується більшою ефективністю, оскільки процедура застосування білатерального фільтра згідно методу – одноразова.

Проте, основною проблемою методів цієї групи є те, що ітераційний процес мінімізації помилки реконструкції може сходитися до незадовільних результатів. Це відбувається тому, що оригінальні частоти зображення підвищеної РЗ не завжди можуть бути повністю відновлені. Наприклад [94], якщо функція розмиття є ідеальним фільтром нижніх частот, і її перетворення Фур'є має нульові значення на високих частотах, то очевидно, що частотні компоненти, які були відфільтровані не завжди можуть бути відновлені в повному обсязі (за винятком екстраполяційного підходу). У таких випадках, існує більше ніж одне зображення високої РЗ, яке дає однакові зображення низької РЗ після застосування (1.3). Таким чином, існує декілька можливих розв'язків, і алгоритм може або сходитися до одного з них, або коливатися між деякими з них.

Метод проектування на опуклі множини. Інша група ітеративних методів ґрунтується на теорії проєкцій на опуклі множини (Projection onto Convex Sets – POCS) [2, 9]. Ця теорія адаптована до задачі відновлення зображень у [161], на основі чого у [132] розроблено метод проєкцій на опуклі множини для розв'язання задачі надвисокої РЗ з набору однотипних зображень. Це математично строгий метод [8] розв'язання задачі реконструкції зображення з обмеженою кількістю проєкційних даних при використанні додаткової апріорної інформації. Обчислювальний підхід методу ґрунтується на ітеративному знаходженні елементу

допустимої області, яка визначається перетином ряду опуклих обмежень, починаючи з довільної точки g_i :

$$g_{i+1} = P_M P_{M-1} \cdots P_2 P_1 g_i, \quad (1.4)$$

де P_j – проєкція заданої точки на j -ту опуклу множину, M – кількість опуклих множин. Геометрична інтерпретація методу подана на рис. 1.5 [155].

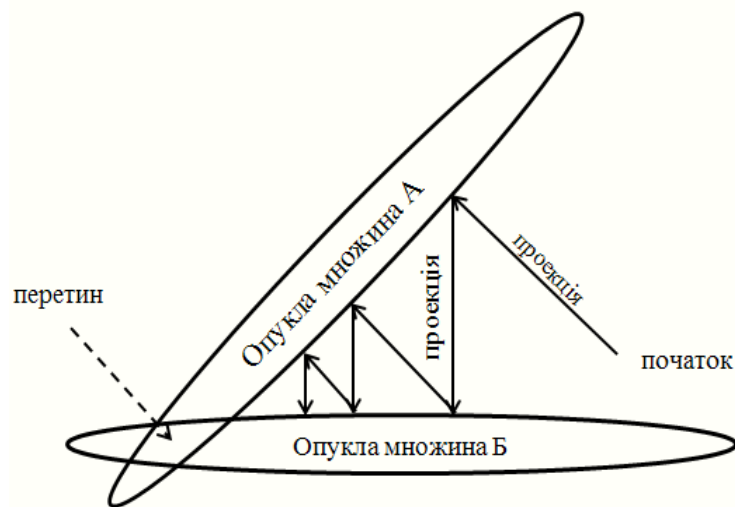


Рисунок 1.5 – Геометрична інтерпретація методу проєкцій на опуклі множини.

З метою врахування можливих дефектів вхідних зображень низької РЗ розроблено ряд розширень методу. Зокрема у [145] запропоновано враховувати просторово інваріантні спотворення зображень, у [117] – тремтіння камери та локального шуму, викликаного рухом об'єкта на зображенні. У [118] розроблено алгоритм що враховує адитивний шум та довільний відносний рух на зображенні.

Алгоритми на основі теорії проєкцій на опуклі множини мають ряд переваг, і в останні роки вони почали застосовуватися як частини великих гібридних методів надвисокої РЗ [75, 119, 129, 144]. Однією з таких переваг як цих так як і методів попередньої групи є їх простота. Однак, методи проектування на опуклі множини можуть бути ефективнішими від методів зворотного проектування [155]. Це справедливо тому, що нелінійні обмеження легко поєднати з процесом

реконструкції зображення підвищеної РЗ.

Основним недоліком методів цієї групи є те, що визначення проєкцій P_j може бути нетривіальним завданням, що у свою чергу впливає на обчислювальну складність методу [55]. Збіжність цих алгоритмів є також однією з ключових проблем, що вимагає розв'язання при їх використанні. Окрім цього отриманий розв'язок може бути не однозначним, що великою мірою залежить від початкового наближення [155].

Імовірнісні методи. Інша підгрупа методів – імовірнісні [62, 69]. На відміну від вищеописаних методів вони розв'язують задачу надвисокої РЗ стохастично, шляхом близької до оптимальної реконструкції зображення. Шукане зображення та рух між вхідними зразками низької РЗ розглядаються як стохастичні змінні. Аналіз літературних джерел надає можливість виділити два основні напрямки розвитку методів цієї групи – методи що ґрунтуються на принципі максимуму апостеріорної інформації [62, 65, 66, 163, 164] та критерію максимальної правдоподібності [62, 64, 65, 128].

Методи на основі критерію максимальної правдоподібності. Методи на основі критерію максимальної правдоподібності (Maximum Likelihood – ML) шукають найбільш імовірні розв'язки із зображень низької РЗ згідно заданої моделі. Ці методи формулюють задачу надвисокої РЗ як обернену задачу, яка є чутливою до різноманітних артефактів, зокрема шуму [64]. Окрім цього, якщо кількість зображень низької РЗ, що використовуються методом є меншою за коефіцієнт збільшення РЗ вихідного зображення то це знову ж таки зводиться до некоректної задачі. Іншими словами, не існує єдиного розв'язку, що також являється недоліком методів, описаних вище. У [128] розроблено метод, де рух зображення не є глобальним. Недоліком методу є те, що він не використовує всі наявні зразки низької РЗ при оцінці параметрів руху для кожного зображення. Подібний підхід також описаний у [66].

Метод на основі принципу максимуму апостеріорної інформації. Використання деякої додаткової інформації, яка накладає ряд додаткових обмежень

на розв'язок, може усунути вищевказаний недолік [65]. Такою інформацією може бути апріорна інформація про шукане зображення, яка може визначити єдиний специфічний розв'язок при існуванні декількох. Таким чином задача зводиться до форми, яку варто розв'язувати іншим класом статистичних методів, що використовують принцип максимуму апостеріорної інформації (Maximum a Posteriori (MAP)). Методи цього класу ґрунтуються на теоремі Баєса.

Апріорна модель є важливою для цих методів, оскільки вона визначає ступінь застосування апріорної інформації у алгоритмі. Найбільш застосовуваними моделями при практичному використанні MAP методів є різновиди випадкового Марковського поля [66]. Їхньою перевагою є згладжування областей зображення, проте це може виявитися і недоліком. В результаті згладжування, контури об'єктів на зображенні стають нечіткими та розмитими. У роботі [163] розроблено ряд модифікацій методу у якій подано спробу звести цей ефект до мінімуму.

Порівнюючи два напрямки розвитку статистичних методів – ML та MAP можна відзначити наступне. При достатній кількості зразків низької РЗ методи класу ML швидші за методи MAP при однакових результатах по якості вихідних зображень. Однак у випадку, якщо кількість зображень не є достатньою, застосування апріорної інформації відіграє дуже важливу роль. В цьому випадку методи класу MAP є ефективнішими за ML [66].

У порівнянні з POCS, методи класу MAP характеризуються більшою швидкодією та стабільністю. Окрім цього вони забезпечують однозначність розв'язку. Проте через вищеперераховані недоліки ці методи в переважній більшості випадків застосовуються лише сумісно з методами інших класів. Таке застосування забезпечує підвищення ефективності, як при використанні обчислювальних ресурсів [119], так і щодо підвищення якості вихідних зображень [17, 75].

Задача надвисокої РЗ на основі набору зображень однієї сцени в переважній більшості випадків формулюється як обернена задача. Тому більшість класичних методів її розв'язування передбачають децимацію зображення при якій високочастотна інформація втрачається. Це призводить до того, що вищеописані

методи не можуть в повному обсязі відновити втрачені частоти, особливо при великих коефіцієнтах збільшення РЗ [53]. Окрім цього ефективність подібних процедур великою мірою залежить від точності оцінки руху між зразками низької РЗ. При обробці набору цифрових зображень ця проблема поглиблюється тим, що різні об'єкти в одному і тому ж місці можуть мати різні, досить складні рухи (глобальну, і локальну компоненти). Це призводить до труднощів на етапі їх суміщення [32]. Для вирішення подібних ситуацій використовується інший клас методів, які працюють лише з одним зображенням. При розв'язанні задачі надвисокої РЗ одного класу зображень (наприклад портретні [39]) ці методи можуть працювати краще (див. п.1.3.) [158]. Це пояснюється тим, що статистики зображень одного класу дуже подібні.

1.5. Формулювання задач дослідження

На основі порівняльного аналізу методів НРЗ встановлено, що розв'язання задачі надвисокої роздільної здатності залишається актуальним на сьогодні завданням. Ефективний розв'язок цієї задачі може забезпечуватися як у випадку одного зображення, зокрема методами на основі навчання, так і на основі обробки набору зображень однієї сцени.

Недоліком першого підходу є необхідність наявності величезної навчальної вибірки та ітераційні методи навчання, які використовуються методами цієї групи. Розглянуті методи надвисокої РЗ у процесах обробки набору зображень характеризуються низькою швидкістю. Проте основним їхнім недоліком є те, що вони не завжди забезпечують однозначний результат.

Окремі методи з обох класів, при розв'язанні задачі надвисокої РЗ зумовлюють змазаність, однорідність країв з причин, що розглянуті у п.1.3 та 1.4. Тому важливою задачею є обробка зображень з флуктуаційною функцією інтенсивності, яка б забезпечувала різкість та чіткість країв вихідного зображення підвищеної РЗ.

1.6. Висновки до розділу 1

1. На основі проведеного огляду літературних джерел запропоновано класифікацію основних методів надвисокої РЗ зображень. Розглянуто методи передискретизації у випадку одного зображення та набору зображень. В межах цього виділено переваги та недоліки сучасних методів забезпечення надвисокої роздільної здатності.
2. Встановлено, що процес збільшення РЗ зображень методами на основі технології реконструкції, супроводжується розмитістю контурів, що визначають однорідні ділянки об'єктів на зображеннях, тому зумовлює необхідність застосування процедур post-обробки.
3. Виявлено, що основним недоліком окремих методів на основі навчання є неможливість роботи на вибірках малої розмірності. Це накладає додаткові умови на розмірність навчальної вибірки, а саме необхідність забезпечення великого набору навчальних даних і, відповідно збільшення обчислювального навантаження в процесі навчання.
4. Ітеративні алгоритми навчання, які реалізуються на основі ШНМ, не забезпечують достатню надійність та швидкість обчислень, а це у свою чергу накладає обмеження на їх застосування в практичних системах штучного інтелекту, що ґрунтуються на засадах технічного зору.
5. Значна кількість класичних методів надвисокої роздільної здатності розглядають задачу надвисокої РЗ як обернену. У таких випадках результуюче зображення високої РЗ може характеризуватися появою таких артефактів як, аліасінг, ефект Гібса, різного виду шуму тощо, що негативно впливає на візуальну інформативність зображень.
6. Встановлено, що більшість класичних методів надвисокої РЗ не забезпечують однозначність розв'язку. Більше того, алгоритмічне представлення цих методів дуже часто містить процедури децимації, інколи -

ітераційні, що може призвести до спотворень внаслідок високочастотних втрат спектру результуючого зображення підвищеної РЗ.

7. Визначальною особливістю роботи класичних методів надвисокої РЗ є висока обчислювальна складність, що висуває високі вимоги до програмно-апаратного забезпечення. А тому актуальним завданням є пониження обчислювальних витрат при збереженні якості передискретизації зображень під час розв'язання задачі забезпечення надвисокої роздільної здатності, особливо у випадку вхідних зображень із флуктуаційною функцією інтенсивності.

РОЗДІЛ 2. ЗМІНА РОЗДІЛЬНОЇ ЗДАТНОСТІ ЗОБРАЖЕННЯ НА ОСНОВІ МАШИННОГО НАВЧАННЯ

Топологічні підходи в задачах зміни роздільної здатності (РЗ) зображень передбачають використання різноманітних скінченних покриттів відкритими множинами. Це дає можливість будувати різноманітні вектори ознак, що характеризуватимуть елемент визначеної на зображенні топології. Існування в просторі ознак значної кількості векторів, іноді також великої розмірності, є вагомим аргументом для використання чи розробки методів машинного навчання в задачах обробки цифрових зображень [13].

Цей розділ присвячений розробленню методології зміни роздільної здатності зображення на основі машинного навчання. Навчання реалізовано на основі нейроподібних структур моделі геометричних перетворень. Особливістю розроблених методів є те, що вони можуть використовуватися як для зменшення так і для збільшення роздільної здатності зображень. Задача зменшення РЗ зображення на основі машинного навчання розв'язана вперше. Також, розроблена методологія не потребує великої навчальної вибірки, що є характерним для більшості методів цього класу.

2.1. Задача зміни роздільної здатності зображення на основі нейроподібних структур моделі геометричних перетворень

У розділі описується розроблена методологія зміни РЗ зображення на основі машинного навчання внаслідок використання нейроподібних структур моделі геометричних перетворень (НПС МГП) [12, 14]. Використання саме цього інструментарію щодо розв'язання поставленої задачі обґрунтовується високою швидкістю роботи в режимах навчання та застосування, а також достатньою надійністю режиму навчання НПС МГП лінійного (рис. 2.2) та нелінійного типів [42, 43, 44, 149].

Вхідними даними методу є пара зображень низької та високої РЗ на основі яких проводиться навчання НПС МГП [14] (рис. 2.1). Зображення масштабовані з

метою представлення у дисертаційній роботі.



а) 252×252 пікселів



б) 504×504 пікселів

Рисунок 2.1 – Пара 8-бітових зображень

Нехай зображення низької РЗ є матрицею I , розмірністю $(l \times l)$, $l \in \mathbf{N}$, $l > 0$, а зображення високої РЗ – матрицею $I^{(m)}$, розмірністю $(h \times h)$, $h \in \mathbf{N}$, $h > 0$, із значень інтенсивності пікселів. Тоді:

$$I = \begin{pmatrix} c_{1,1} & \dots & c_{1,l} \\ \dots & \dots & \dots \\ c_{l,1} & \dots & c_{l,l} \end{pmatrix}, \quad I^{(m)} = \begin{pmatrix} c_{1,1}^{(m)} & \dots & c_{1,h}^{(m)} \\ \dots & \dots & \dots \\ c_{h,1}^{(m)} & \dots & c_{h,h}^{(m)} \end{pmatrix}, \quad (2.1)$$

де c_{ij} , $c_{i,j}^{(m)}$ – значення функції інтенсивності в пікселі з координатами (i, j) зображень з низькою I та високою $I^{(m)}$ РЗ відповідно; $m \in \mathbf{N}$, $m > 0$ – коефіцієнт зміни роздільної здатності; $h = l \cdot m$ – змінна, яка визначає розмірність матриці зображення з високою РЗ $I^{(m)}$.

Для реалізації технології навчання обидва зображення діляться на однакову кількість фреймів $P_{i,j}$, $P_{i,j}^{(m)}$ (квадратних плоских областей значень функції інтенсивності зображення) [12, 14]:

$$\begin{aligned}
P_{i,j} &= \begin{pmatrix} c_{k(i-1)+1,k(j-1)+1} & \cdots & c_{k(i-1)+1,kj} \\ \cdots & \cdots & \cdots \\ c_{ki,k(j-1)+1} & \cdots & c_{ki,kj} \end{pmatrix}; \\
P_{i,j}^{(m)} &= \begin{pmatrix} c_{mk(i-1)+1,mk(j-1)+1}^{(m)} & \cdots & c_{mk(i-1)+1,mkj}^{(m)} \\ \cdots & \cdots & \cdots \\ c_{mki,mk(j-1)+1}^{(m)} & \cdots & c_{mki,mkj}^{(m)} \end{pmatrix}, i, j = \overline{1, n},
\end{aligned} \tag{2.2}$$

де $k \in \mathbf{N}, k > 0$ – змінна, яка визначає розмірність фрейму $P_{i,j}$ зображення з низькою РЗ, тобто $\dim(P_{i,j}) = k \times k$.

Змінна n , що визначає кількість фреймів $P_{i,j}$ із зображення I низької РЗ визначається так:

$$n = \frac{l}{k}, n \in \mathbf{N}, n > 0, \tag{2.3}$$

Відзначимо, що k є кратним до l . Якщо ввести позначення:

$$k^{(m)} = mk, \tag{2.4}$$

то розмірність фрейму $P_{i,j}^{(m)}$ із зображення з високою РЗ буде рівною $\dim(P_{i,j}^{(m)}) = k^{(m)} \times k^{(m)}$. Відповідно до цього $k^{(m)} \in \mathbf{N}, k^{(m)} > 0$ є змінною, яка визначає розмірність фрейму $P_{i,j}^{(m)}$ зображення $I^{(m)}$.

Очевидно, що $\{\dim\{P_{i,j}\} = \dim\{P_{i,j}^{(m)}\} = n^2$.

Тоді у відповідності до (2.4) та визначення значення h , значення $k^{(m)}$ є кратним до значення h .

Покриття фремайми є диз'юнктивним. Таким чином, матриці (2.1) можна представити у вигляді наборів відповідних фреймів:

$$I = \begin{pmatrix} P_{1,1} & \dots & P_{1,n} \\ \dots & \dots & \dots \\ P_{n,1} & \dots & P_{n,n} \end{pmatrix}, \quad I^{(m)} = \begin{pmatrix} P_{1,1}^{(m)} & \dots & P_{1,n}^{(m)} \\ \dots & \dots & \dots \\ P_{n,1}^{(m)} & \dots & P_{n,n}^{(m)} \end{pmatrix}, \quad (2.5)$$

Розв'язанні задачі збільшення РЗ зображення виражається рівністю (2.4). У випадку розв'язанні задачі зменшення РЗ зображення повинна виконуватися така рівність:

$$k = k^{(m)} \% m, \quad (2.6)$$

де % – операція цілочислового ділення.

Одним з небагатьох недоліків НПС МГП є формат представлення вхідних та вихідних даних [34, 41] (у вигляді таблиці). Тому, подальша підготовка пари зображень до навчання полягає в наступному.

Кожен отриманий фрейм $P_{i,j}$ із I представляємо у вигляді вектора $A_{j+\frac{l(i-1)}{k}}$ (2.7), а кожен фрейм $P_{i,j}^{(m)}$ із $I^{(m)}$ – у вигляді вектора $A_{j+\frac{l(i-1)}{k}}^{(m)}$ (2.8):

$$A_{j+\frac{l(i-1)}{k}} = \left(c_{ki-k+1, kj-k+1}, \dots, c_{ki-k+1, kj}, \dots, c_{ki, kj-k+1}, \dots, c_{ki, kj} \right); \quad (2.7)$$

$$A_{j+\frac{l(i-1)}{k}}^{(m)} = \left(c_{k^{(m)}i-k^{(m)}+1, k^{(m)}j-k+1}, \dots, c_{k^{(m)}i-k^{(m)}+1, k^{(m)}j}, \dots, c_{k^{(m)}i, k^{(m)}j-k+1}, \dots, c_{k^{(m)}i, k^{(m)}j} \right). \quad (2.8)$$

Зазначимо, що множини $\left\{ A_{j+\frac{l(i-1)}{k}} \right\}$ та $\left\{ A_{j+\frac{l(i-1)}{k}}^{(m)} \right\}$ є однаковими за розмірністю:

$$\dim \left\{ A_{j+\frac{l(i-1)}{k}} \right\} = \dim \left\{ A_{j+\frac{l(i-1)}{k}}^{(m)} \right\} = n^2 \quad (2.9)$$

Наступним кроком процедури є формування навчальної вибірки, із

відповідних множин $\left\{ A_{j+\frac{l(i-1)}{k}} \right\}$ та $\left\{ A_{j+\frac{l(i-1)}{k}}^{(m)} \right\}$ таким чином.

Матриця навчального набору даних M для розв'язання задачі збільшення РЗ зображення на основі НПС МГП, при виконанні (2.4), формується так:

$$M = \begin{pmatrix} A_1 & A_1^{(m)} \\ \dots & \dots \\ A_{n^2} & A_{n^2}^{(m)} \end{pmatrix}, \quad (2.10)$$

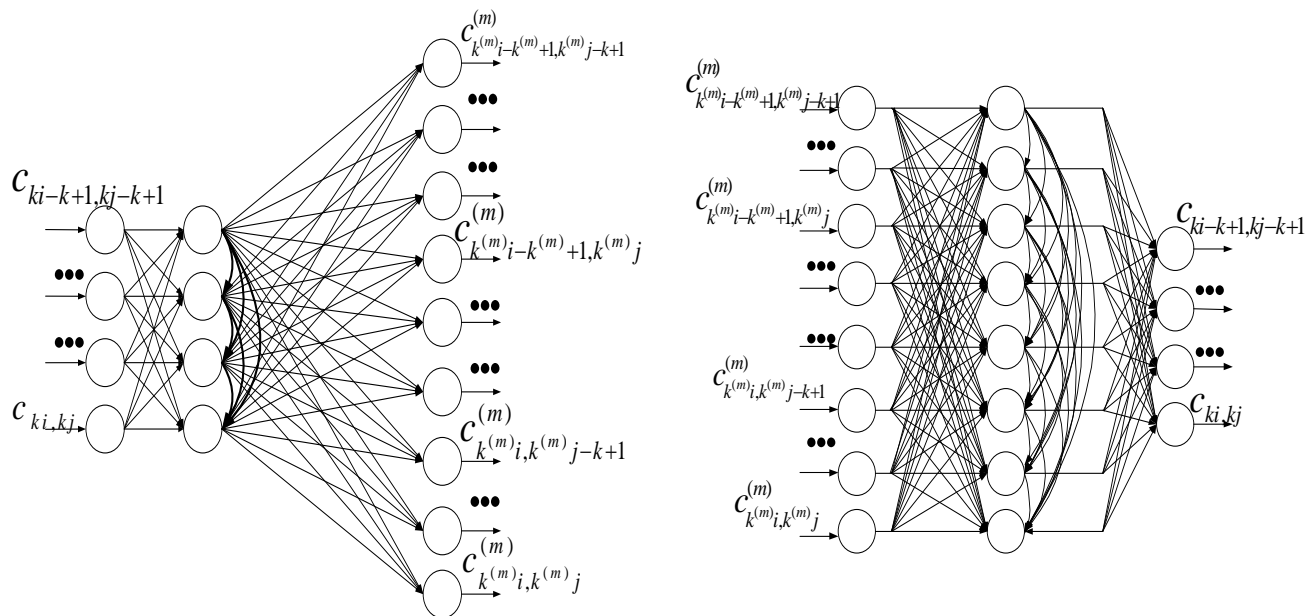
де розмірність множини $\dim(A_1)$ визначає кількість входів НПС МГП, а розмірність множини $\dim(A_1^{(m)})$ – кількість виходів нейроподібної структури МГП.

Матриця навчального набору даних M для розв'язання задачі зменшення РЗ зображення на основі НПС МГП, при виконанні (2.6), формується так:

$$M = \begin{pmatrix} A_1^{(m)} & A_1 \\ \dots & \dots \\ A_{n^2}^{(m)} & A_{n^2} \end{pmatrix}, \quad (2.11)$$

де розмірність множини $\dim(A_1^{(m)})$ визначає кількість входів нейроподібної структури МГП, а розмірність множини $\dim(A_1)$ – кількість виходів НПС МГП.

Сформована матриця навчальної вибірки M згідно (2.10) або згідно (2.11) (в залежності від поставленої задачі) подається на НПС МГП. Топології НПС МГП а) – для задачі збільшення РЗ, або б) – для задачі зменшення РЗ зображення наведено на рис. 2.2.



а) збільшення РЗ

б) зменшення РЗ

Рисунок 2.2 – Топологія НПС МГП для розв'язання задачі зміни РЗ зображення.

Для узагальнення опису технології навчання під час розв'язання обох задач, матрицю M представимо в такому вигляді:

$$M = \begin{pmatrix} x_{1,1} & \dots & x_{1, k^2 + (mk)^2} \\ \dots & \dots & \dots \\ x_{n^2, 1} & \dots & x_{n^2, k^2 + (mk)^2} \end{pmatrix}. \quad (2.12)$$

Технологія навчання НПС МГП є відомою і для розв'язання задачі зміни РЗ зображення передбачає виконання таких кроків [19].

На першому кроці, обирається базовий рядок $x_b^{(1)}$, $x_b^{(1)} = (x_{b,1}^{(1)}, \dots, x_{b, k^2 + (mk)^2}^{(1)})$, з навчальної матриці M , сума квадратів елементів якого є максимальною [41] $1 \leq b \leq n^2$.

Кожен вектор рядка початкової матриці перетворюється до $x_N^{(2)}$ як різниця між кожним вектором-рядком $x_N^{(1)}$, $(x_N^{(1)} = (x_{N,r}^{(1)}, \dots, x_{n^2, k^2 + (mk)^2}^{(1)}))$ з матриці M , та добутком обраного рядка $x_b^{(1)}$ на коефіцієнт $K_N^{(1)}$:

$$x_N^{(2)} = x_N^{(1)} - K_N^{(1)} \cdot x_b^{(1)}, \quad (2.13)$$

де $1 \leq N \leq n^2$.

Величина $K_N^{(1)}$ для кожного рядка визначається з умови мінімуму різниці в сенсі критерію найменших квадратів [19, 39]:

$$K_N^{(1)} = \frac{\sum_{r=1}^{k^2+(km)^2} (x_{N,r}^{(1)} \cdot x_{b,r}^{(1)})}{\sum_{r=1}^{k^2+km} (x_{b,r}^{(1)})^2}, \quad (2.14)$$

Для кожного рядка $x_N^{(1)}$ навчальної матриці M обчислюємо додатковий параметр, що є, по суті, першою компонентою числової характеристики першої реалізації [19, 41]:

$$P_N^{(1)} = \frac{\sum_{r=1}^z (x_{N,r}^{(1)} \cdot x_{b,r}^{(1)})}{\sum_{r=1}^z (x_{b,r}^{(1)})^2}, \quad (2.15)$$

де $z = k^2$ - у випадку (2.10) або $z = (mk)^2$ для випадку (2.11).

Коефіцієнт $K_N^{(1)*}$ задаємо як функцію $F^{(1)}$ від параметра $P_N^{(1)}$ [19]:

$$K_N^{(1)*} = F^{(1)}(P_N^{(1)}). \quad (2.16)$$

Інтерполююча залежність (2.16) для рядків навчальної матриці відтворюватиметься з нульовою методичною похибкою [19, 39]. Для усіх інших рядків з множини матриці реалізації – наближено [19].

На наступному кроці обирається рядок $x_b^{(2)}$ з навчальної матриці M , сума квадратів елементів якого є максимальною. При цьому значення елементів $x_b^{(2)}$

обчислюються так [39]:

$$x_b^{(2)} = x_b^{(1)} - K_N^{(1)*} \cdot x_b^{(1)} \quad (2.17)$$

Для q - того кроку обчислень, де $q = 1, k^2 + (km)^2$, маємо:

$$x_N^{(q+1)} = x_N^{(q)} - K_N^{(q)*} \cdot x_b^{(q)}; \quad (2.18)$$

$$K_N^{(q)*} = F^{(q)}(P_N^{(q)}); \quad (2.19)$$

$$P_N^{(q)} = \frac{\sum_{r=1}^z (x_{N,r}^{(q)} \cdot x_{b,r}^{(q)})}{\sum_{r=1}^z (x_{b,r}^{(q)})^2}; \quad (2.20)$$

$$x_b^{(q+1)} = x_b^{(q)} - K_N^{(q)*} \cdot x_b^{(q)} \quad (2.21)$$

На основі (2.18) – (2.21) початкову матрицю реалізацій M з (2.12) можна подати у вигляді [19, 39]:

$$M = \sum_{q=1}^{k^2+(mk)^2} K_N^{(q)*} \cdot x_N^{(q)} \quad (2.22)$$

Результатами навчання на основі сукупності процедур (2.18) – (2.21) є визначені вектори $x_N^{(q)}$ та набір функцій $F^{(q)}$, що є передатними для НПС МГП [34].

Основною перевагою такого навчання є його неітераційність [6, 7, 45]. Це забезпечує швидкість роботи [61] методу і як наслідок – можливість його застосування в сучасних інтелектуальних системах, що ґрунтуються на *on-line* обробці зображень, як програмного так і апаратного [19, 39, 51] типів.

В режимі застосування на вхід НПС МГП подається матриця M_t , де

$$M_t = \begin{pmatrix} A_1 \\ \dots \\ A_{n^2} \end{pmatrix}, \text{ при розв'язанні задачі збільшення РЗ зображення, або } M_t = \begin{pmatrix} A_1^{(m)} \\ \dots \\ A_{n^2}^{(m)} \end{pmatrix}, \text{ при}$$

розв'язанні задачі зменшення РЗ зображення.

Для узагальнення опису роботи НПС МГП в режимі реалізації для обох задач, представимо матрицю M_t у наступному вигляді:

$$M_t = \begin{pmatrix} x_{1,1} & \dots & x_{1,z} \\ \dots & \dots & \dots \\ x_{n^2,1} & \dots & x_{n^2,z} \end{pmatrix}, \quad (2.23)$$

де z визначається так само, як і для (2.15).

Процедура використання НПС МГП в режимі застосування є такою [19].

Для заданих вхідних компонентів вектора $x_N^{(q)}$ з матриці M_t (2.23) обчислюється $P_N^{(1)}$ згідно (2.15). Відповідно до (2.14) знаходяться значення коефіцієнтів $K_N^{(1)*}$. Для $q=1$, відповідно до (2.16) виконується перший крок перетворень вхідного вектора $x_N^{(q)}$ [19, 34, 39].

На основі (2.20), (2.19), (2.18) виконуються послідовні перетворення для $q_{\max} = \overline{1, k^2}$. Основною метою перетворень є пошук величин [19]: $K_N^{(1)*}$, $K_N^{(2)*}$, ..., $K_N^{(q_{\max})*}$.

На основі суми (2.22) обчислюються шукані вихідні компоненти кожного вектора з M_t .

Рядки новоутвореної матриці є векторами (2.7) або (2.8) із отриманих значень функції інтенсивності зменшеного чи збільшеного зображення. Тому останнім кроком процедури є збір спродукованої НПС МГП матриці у результуюче зображення низької I_r або високої $I_r^{(m)}$ РЗ.

Ця процедура передбачає зворотнє представлення рядків отриманої матриці з

форми векторів (2.7) або (2.8) до форми відповідних фреймів $P_{i,j}$ чи $P_{i,j}^{(m)}$ з (2.2). Вихідне зображення зменшеної чи збільшеної РЗ формується шляхом збору отриманих фреймів відповідно $P_{i,j}$ для I_r або $P_{i,j}^{(m)}$ для $I_r^{(m)}$, подібно до (2.5) :

$$I_r = \begin{pmatrix} P_{1,1} & \dots & P_{1,n} \\ \dots & \dots & \dots \\ P_{n,1} & \dots & P_{n,n} \end{pmatrix}, \quad \text{або} \quad I_r^{(m)} = \begin{pmatrix} P_{1,1}^{(m)} & \dots & P_{1,n}^{(m)} \\ \dots & \dots & \dots \\ P_{n,1}^{(m)} & \dots & P_{n,n}^{(m)} \end{pmatrix} \quad (2.24)$$

де I_r – вихідне зображення зменшеної РЗ, $I_r^{(m)}$ – вихідне зображення збільшеної РЗ.

Особливістю описаного методу є те, що навчена на одних зразках НПС МГП може розв'язувати поставлену задачу зовсім на інших. Ця можливість забезпечується високою здатністю НПС моделі геометричних перетворень до узагальнення [34]. Значення цільового коефіцієнта зміни ЗР при цьому визначене на стадії навчання.

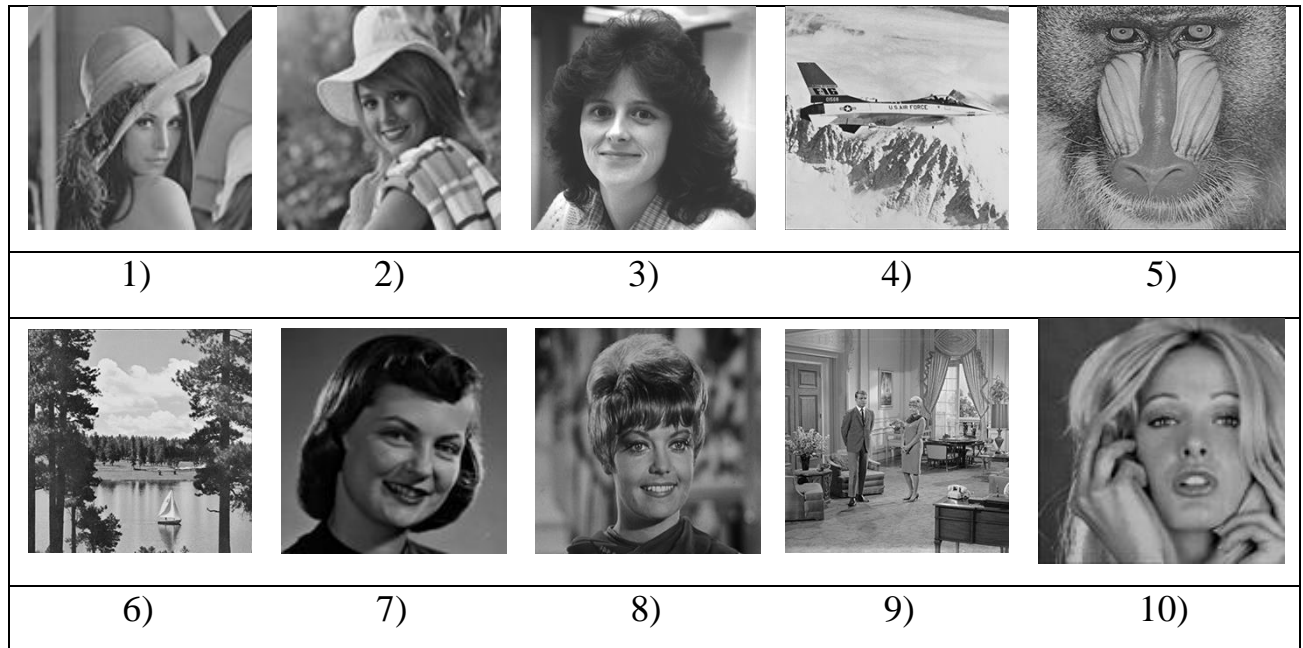
Ще однією перевагою НПС МГП при обробці, наприклад, набору зображень різних класів з флуктуаціями функції інтенсивності є можливість швидкого перенавчання нейроподібної структури МГП. Його реалізація можлива в автоматичному режимі, що не вимагає додаткового налаштування параметрів структури НПС МГП [39].

2.1.1. Вплив розмірності навчальної вибірки на якість зображення підвищеної роздільної здатності

Як описувалося в 2.1 процедура навчання НПС МГП для розв'язання задачі зміни РЗ зображення передбачає наявність пари зображень низької/високої чи високої/низької РЗ. З цією метою у роботі використовується пара зображень із рис. 2.1. В режимі застосування використовувалися зображення, приведені у таблиці 2.1. Слід відзначити, що усі зображення масштабовані з метою представлення у дисертаційній роботі. РЗ цих зразків для експериментів з різним коефіцієнтом збільшення РЗ $m = 2, 3, 4$, становить 126×126 , 168×168 та 252×252 пікселів

відповідно. Тестова вибірка сформована з найбільш відомих зображень (таблиця 2.1) і взята із бази зображень Інституту обробки сигналів і зображень Університету Південної Каліфорнії [166].

Таблиця 2.1 – Зразки зображень низької РЗ для тестової вибірки



Кількість векторів навчальних даних напряму залежить від розміру фреймів ($k \times k = \dim(P_{i,j})$ та $k^{(m)} \times k^{(m)} = \dim(P_{i,j}^{(m)})$) пари зображень, що його формують (таблиця 2.2.). Розмірність навчальної вибірки при застосуванні інструментарію штучних нейронних мереж до різного роду задач відіграє досить важливу роль [39]. Тому для дослідження впливу зміни розмірів $P_{i,j}$ і відповідних $P_{i,j}^{(m)}$ при різних m на показники якості зображень підвищеної РЗ, проведено ряд експериментальних дослідів.

Параметри НПС МГП з рис. 2.1a наступні: кількість входів $\dim(P_{i,j})$, прихованих шарів – 1, кількість нейронів в прихованому шарі рівна $\dim(P_{i,j})$, кількість виходів нейроподібної структури МГП становить $\dim(P_{i,j}^{(m)})$, лінійне значення синапсів. Коефіцієнт збільшення m приймає значення 2, 3, 4.

Залежність значень показників якості (MSE [39], PSNR [39], UIQ [12], SSIM

[12],) вихідних зображень підвищеної РЗ від $\dim(P_{i,j})$ при збільшенні зображення із різними значеннями коефіцієнта збільшення m подано в Додатку А (таблиці А.1, А.2, А.3).

Таблиця 2.2 – Використовувані $\dim(P_{i,j})$ та $\dim(P_{i,j}^{(m)})$ для формування навчальної вибірки при різних коефіцієнтах збільшення РЗ

Коефіцієнт збільшення	РЗ вхідного зображення	$\dim(P_{i,j})$	РЗ вихідного зображення	$\dim(P_{i,j}^{(m)})$	Кількість фреймів навчальної вибірки
2	252×252	2×2	504×504	4×4	15876
		3×3		6×6	7056
		4×4		8×8	3969
		6×6		12×12	1764
		7×7		14×14	1296
3	168×168	2×2	504×504	6×6	7056
		3×3		9×9	3136
		4×4		12×12	1764
		6×6		18×18	784
		7×7		21×21	576
		8×8		24×24	441
4	126×126	2×2	504×504	8×8	3969
		3×3		12×12	1764
		6×6		24×24	441
		7×7		28×28	324

Графіки зміни значення співвідношення пікового сигналу до шуму для усіх тестових зображень (таблиця 2.1.) підвищеної РЗ по відношенню до зміни $\dim(P_{i,j})$ з коефіцієнтом збільшення $m = 3$ наведено на рис. 2.3.

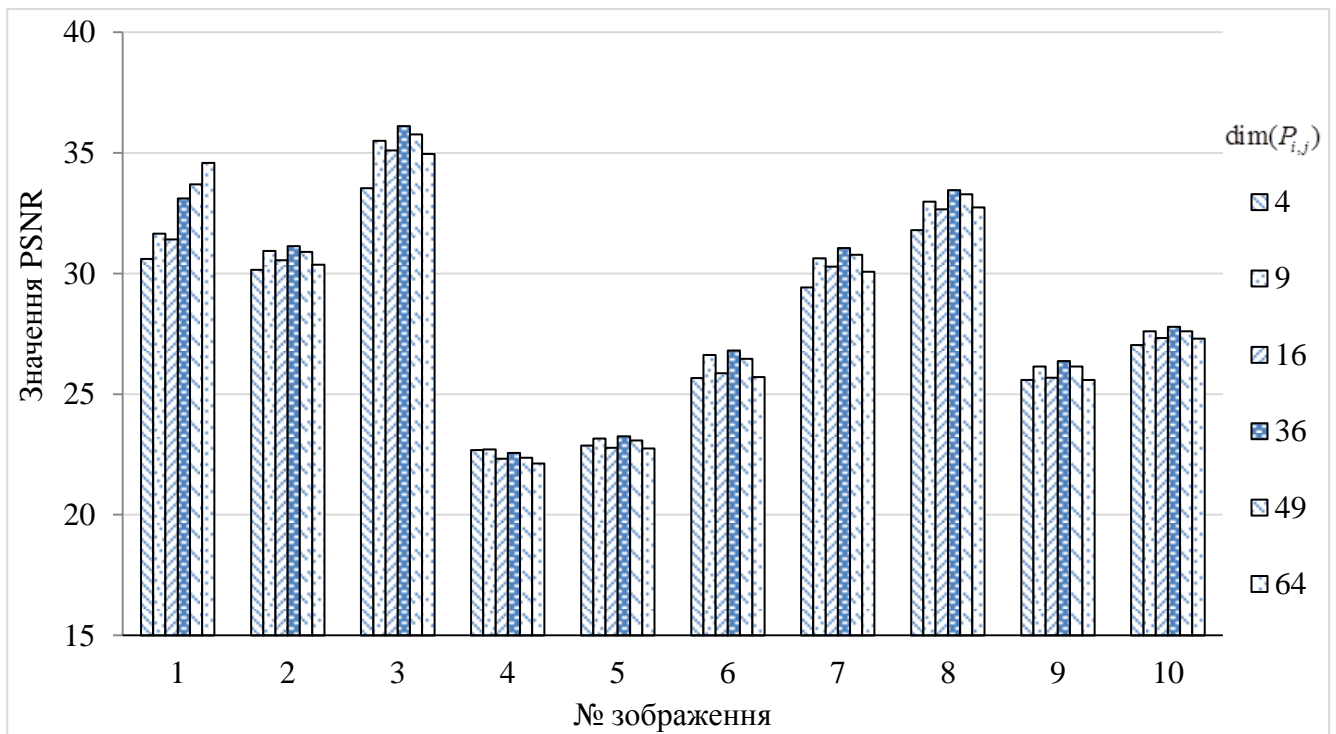


Рисунок 2.3 – Вплив зміни розміру фрейму $\dim(P_{i,j}) = k \times k$ на значення PSNR для тестових зображень підвищеної РЗ ($m = 3$).

Як видно з діаграми рис. 2.3 та таблиці А.2 найкращі результати для тестової вибірки (таблиця 2.1) по усім 4 показникам отримано для зображень, розмірність фреймів яких становила 36 та 324 значень відповідно (рис. 2.4. в)). Подальше збільшення цього показника призводить до спотворення тестових зображень підвищеної РЗ (рис.2.4. г), проте підвищує якість навчального зображення (рис.2.3 зображення № 1). Цей результат справедливий і при $m = 2, 4$ (таблиці А.1, А.3).

Результати збільшення РЗ зображень з $k \leq 4$ є задовільними (рис. 2.4б)). Проте, серед артефактів, які виникають в процесі передискретизації, наявність видимих границь фреймів значно зменшує якість зображень вже на етапі візуального оцінювання.

У випадку збільшення РЗ з $m \leq 4$ рекомендується покрокове збільшення РЗ зображення з $m = 2, 3$ до цільового коефіцієнта збільшення РЗ зображення, визначеного задачею.

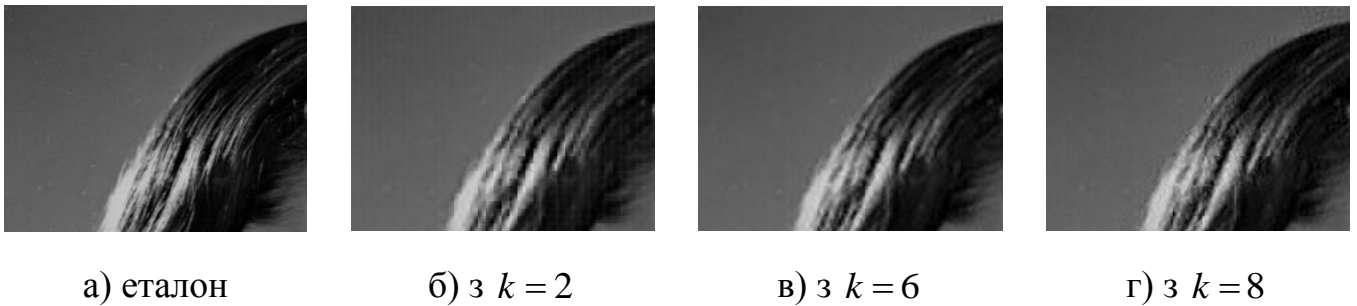


Рисунок 2.4 – Фрагменти збільшених зображень при $m = 3$

У практичній реалізації методу при формуванні розміру фреймів навчальної вибірки для значення коефіцієнта збільшення РЗ $m \leq 4$ обрано пару фреймів розміру $\dim(P_{i,j}) = 36$, а $\dim(P_{i,j}^{(m)})$ визначається за (2.4). Розмірність цієї пари фреймів визначає входи та виходи НПС МГП задачі збільшення (2.10) РЗ зображення.

2.1.2. Вплив ступеня нелінійності синаптичних зв'язків на якість зображення підвищеної роздільної здатності

Дослідження впливу ступеня нелінійності синаптичних зв'язків між нейронами на результати роботи НПС МГП при розв'язанні задачі зміни РЗ зображень полягає в наступному. Необхідно визначити таке значення ступеня нелінійності синапсів, яке б забезпечувало достатню якість результуючого зображення при невеликій кількості необхідних обчислювальних ресурсів при роботі НПС МГП. Значення ступеня нелінійності синапсів тут визначається порядком полінома. Для цього проведено ряд експериментів.

Параметри НПС МГП з рис. 2.1а наступні: кількість входів $\dim(P_{i,j}) = 36$, прихованих шарів – 1, кількість нейронів в прихованому шарі рівна $\dim(P_{i,j}) = 36$. Коефіцієнт збільшення РЗ становить $m = 2$, тому кількість виходів нейроподібної структури МГП становить $\dim(P_{i,j}^{(m)}) = 144$ (таблиця 2.2).

Змодельовано роботу методу на усіх тестових зразках при зміні ступеня нелінійності синаптичних зв'язків в діапазоні [1..4] [11, 12]. Подальше збільшення ступеня нелінійності синапсів немає сенсу, оскільки великі його значення значно збільшують обчислювальні ресурси при роботі НПС [38, 46, 56]. Порівняльні

результати для тестової вибірки зображень з таблиці 2.1. представлено на рис. 2.5 та 2.6.

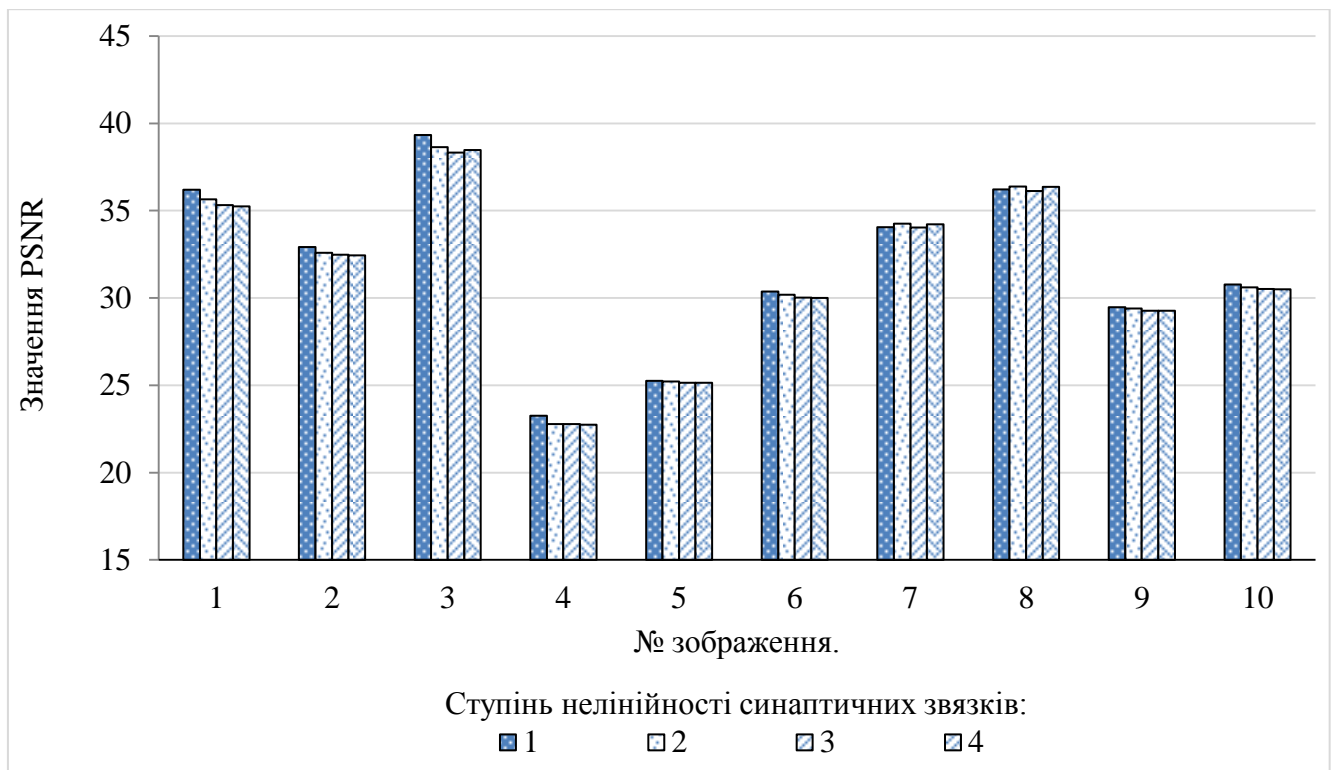


Рисунок 2.5 – Зміна значень PSNR при зміні ступеня нелінійності синаптичних зв'язків між нейронами НПС МГП при $m = 2$.

На рис. 2.6 продемонстровано динаміку зміни значень SSIM при збільшенні ступеня нелінійності синапсів.

Значення PSNR, обчислені для навчальних зображень (№1, 2, 3, 4, 6, 9, 10) підвищеної РЗ з рис. 2.5 при збільшенні ступеня нелінійності синаптичних зв'язків демонструють виражену тенденцію до зменшення. Для зображень (№ 5, 7, 8) лінійне значення ступеня нелінійності синапсів не забезпечує найкращого результату (рис. 2.6).

Узагальнюючи результати експерименту можна стверджувати, що застосування нелінійних синаптичних зв'язків між нейронами не підтвердили покращення результатів передискретизації внаслідок очевидного збільшення параметрів складності мережі і погіршення генералізуючих властивостей.

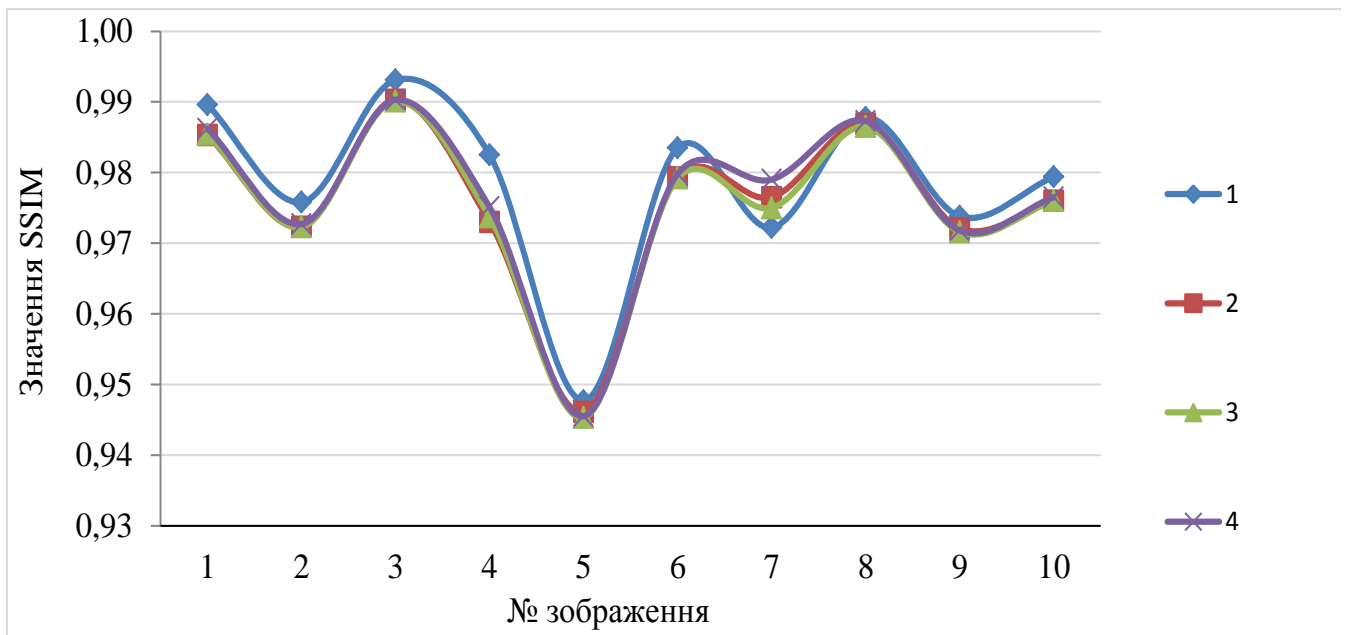


Рисунок 2.6 – Зміна значень SSIM при зміні ступеня нелінійності синаптичних зв'язків між нейронами НПС МГП при $m = 2$.

Очевидним є також те, що введення нелінійностей помітно збільшує необхідні обчислювальні ресурси. Це дає змогу стверджувати, що збільшувати цей параметр немає сенсу, оскільки розв'язання поставленої задачі повністю задовольняється лінійним значенням синаптичних зв'язків між нейронами.

2.2. Зміна роздільної здатності зображення на основі коефіцієнтів ваг синаптичних зв'язків

Описаний в 2.1 метод зміни РЗ здатності зображень на основі застосування НПС МГП передбачає дві стадії її використання при обробці зображення - навчання і застосування. Проте наприклад розв'язання задачі зміни РЗ набору однотипних зображень робить недоцільним використання стадії навчання до кожного із зразків. Це пояснюється тим, що по-перше, статистики однотипних зображень дуже подібні, по друге, здатність до генералізації НПС МГП досить висока [40, 46]. Тому, навчену НПС МГП на одному зразку із набору можна використовувати для зміни роздільної

здатності інших зображень з набору.

Робота в режимі застосування НПС МГП приблизно в 2-3 рази швидша від режиму навчання [10, 148]. Проте, режиму застосування передуює передобробка зображення низької РЗ ((2.2), \rightarrow (2.7) чи (2.8), \rightarrow (2.10) чи (2.11)). Це накладає ряд обмежень щодо використання методу для розв'язання ряду практичних задач. Тому виникає необхідність збільшення швидкодії роботи методу, зокрема шляхом уникнення використання вищевказаних процедур передобробки.

Спираючись на дослідження щодо впливу ступеня нелінійності синаптичних зв'язків на якість вихідних зображень можна стверджувати наступне. Збільшення ступеня нелінійності синапсів не накладає сильний вплив на якість вихідного зразка. Відхилення значень показників PSNR та SSIM для різних експериментальних зображень не є великі. Окрім цього, відхилення значень цих метрик відбувається в обидві сторони. Це зумовлює можливість використання НПС МГП для розв'язання поставленої задачі як лінійного так і нелінійного типів. Проте збільшення ступеня нелінійності синапсів значно збільшує обчислювальні ресурси під час роботи методу [38, 45].

Враховуючи це, при практичній реалізації процедури зміни РЗ зображення варто зупинитися на лінійному значенні синаптичних зв'язків. Це дає можливість уникнути щоразового використання режиму застосування НПС, зокрема при зміні РЗ набору однотипних зображень.

Отже, використаємо лінійну структуру НПС МГП, включаючи лінійні функції активації нейронів, і лінійні синаптичні зв'язки. Це дозволяє застосувати принципи лінійної суперпозиції і перейти від початкових (рис.2.2) до еквівалентних схем НПС МГП (рис. 2.7). Процес еквівалентування та повторюваність розв'язку, яка забезпечується алгоритмом навчання [10, 56], дозволяють отримати матричний оператор коефіцієнтів ваг синаптичних зв'язків з НПС МГП з багатьма виходами. Його застосування забезпечить реалізацію процедури передискретизації зображень без використання НПС МГП на стадії застосування.

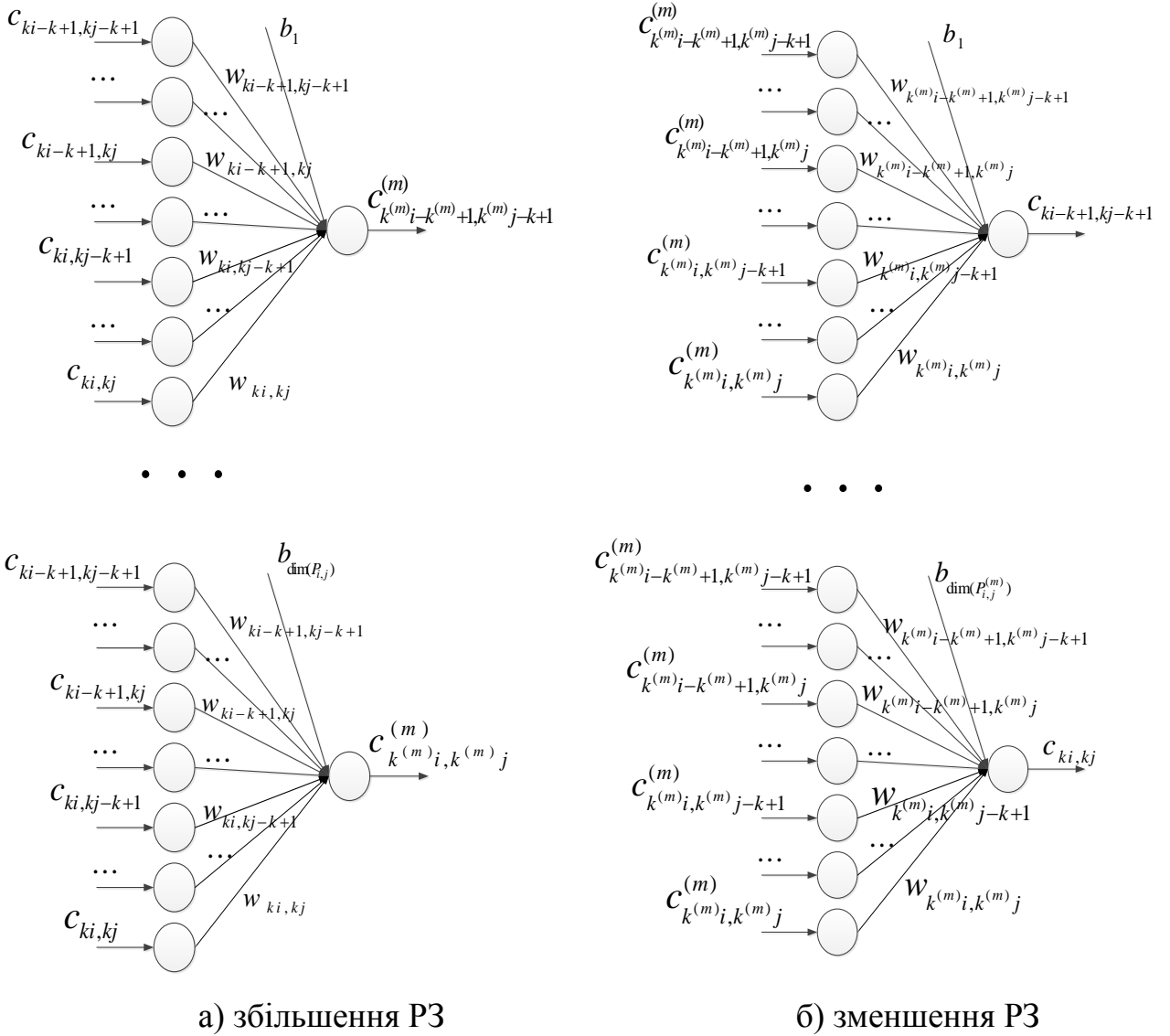


Рисунок 2.7 – Еквівалентна схема НПС МГП для розв’язання задачі зміни РЗ.

Окрім цього, він забезпечить зменшення часу роботи методу передискретизації зображень на основі навчання при обробці набору зображень.

2.2.1. Процедура отримання коефіцієнтів ваг синаптичних зв’язків для зміни роздільної здатності зображення з навченої нейроподібної структури моделі геометричних перетворень з багатьма виходами

Для розв’язання задачі зміни РЗ зображень на основі машинного навчання використано коефіцієнти ваг синаптичних зв’язків. Матричний оператор, елементами якого є ці коефіцієнти, отримується з навченої НПС МГП. Для застосування матричного оператора до розв’язання задачі збільшення РЗ

зображення вперше розроблено процедуру отримання коефіцієнтів ваг синаптичних зв'язків з нейроподібної структури МГП з багатьма виходами. Основними кроками алгоритму є такі [12, 91]:

1. Навчаємо НПС МГП на парі зображень згідно методики, описаної у підрозділі 2.2.
2. На основі навченої НПС МГП отримуємо матрицю V коефіцієнтів площини відгуку $\alpha_{i,j}$:

$$V^{(m)} = \left[\alpha_{i,j} \right]_{\substack{j=1, (km)^2 \\ i=1, k^2+1}} \quad (2.25)$$

Відповідно до (2.10) розмірність матриці $V^{(m)}$ буде рівною: $\dim(V) = (k^2 + 1)(km)^2$.

Матриця $V^{(m)}$ продукується шляхом тестування НПС МГП матрицею тестових сигналів T . Матрицю T формуємо наступним чином:

- будуємо діагональну одиничну матрицю E розмірності $\dim(E) = k^2 \times k^2$;
- на основі матриці E будуємо розширену матрицю T , шляхом додавання до матриці E першого рядка, елементами якого є нулі.

3. На основі отриманої матриці $V^{(m)}$, будуємо нову - $W^{(m)}$. Кожен її j -й стовпець міститиме множину з $k^2 + 1$ коефіцієнтів ваг синаптичних зв'язків $\{w_{i,j}\}$ для кожного шуканого пікселя з фрейму підвищеної РЗ еквівалентної схеми лінійної НПС (рис.2.7а):

$$W^{(m)} = \left[w_{i,j} \right]_{\substack{j=1, (km)^2 \\ i=1, k^2+1}} \quad (2.26)$$

де коефіцієнти з $W^{(m)}$ обчислюються наступним чином:

$$\forall i \in [1, k^2 + 1], \forall j \in [1, (km)^2]: w_{i,j} = \begin{cases} \alpha_{1,j}, & i = 1; \\ \alpha_{i,j} - \alpha_{1,j}, & i \neq 1. \end{cases} \quad (2.27)$$

4. Використовуючи матричний оператор $W^{(m)}K$, можемо отримати шуканий фрейм $P_{i,j}^{(m)}$ зображення підвищеної РЗ із відповідного вхідного фрейму $P_{i,j}$ зображення низької РЗ, таким чином:

$$\forall i, j \in [1, n]:$$

$$P_{i,j}^{(m)} = \left[c_{x,y}^{(m)} \mid c_{x,y}^{(m)} = w_{1,(x-1)mk+y} + \sum_{a=(i-1)+1}^{ki} \sum_{b=k(j-1)+1}^{kj} c_{a,b} W_{(a-k(i-1)-1)k+b-k(j-1)+1,(x-1)mk+y} \right]_{x,y=1,\overline{mk}}, \quad (2.28)$$

де $\forall a, b: c_{a,b} \in P_{i,j}$.

5. Застосовуючи (2.28) до усіх $P_{i,j}$ отримуємо відповідні фрейми $P_{i,j}^{(m)}$ вихідного зображення $I_r^{(m)}$ підвищеної РЗ.

Подібним чином можна отримати матричний оператор коефіцієнтів ваг синаптичних зв'язків для розв'язання задачі зменшення РЗ зображення.

2.2.2. Практичне застосування методу зміни роздільної здатності на основі навчання.

Згідно алгоритму, описаному у 2.2.1, першим кроком методу збільшення РЗ зображення є навчання НПС МГП. Практична реалізація процедури навчання відбувалася на парі зображень з рис. 2.1.

Розглянемо варіант збільшення РЗ зображення з $m = 2$. Для зручності представлення матричного оператора $W^{(m)}$ у дисертаційні роботі, нехай пара зображень розбивається на фрейми наступним чином – вхідне зображення низької РЗ розбивається на фрейми, розмірністю $\dim(P_{i,j}) = 2 \times 2 = 4$ пікселів. Враховуючи (2.4), розмірність фрейму вихідного зображення підвищеної РЗ з навчальної пари

становить $\dim(P_{i,j}^{(m)}) = 4 \times 4 = 16$ пікселів. Кількість нейронів прихованого шару рівна $\dim(P_{i,j})$.

Як досліджено у 2.1.2., ступінь нелінійності синапсів обираємо рівним 1.

Отже, параметри НПС МГП початкової схеми (рис. 2.1а)) наступні: кількість входів $\dim(P_{i,j}) = 4$, прихованих шарів – 1, кількість нейронів в прихованому шарі рівна $\dim(P_{i,j}) = 4$, кількість виходів нейроподібної структури МГП становить $\dim(P_{i,j}^{(m)}) = 16$.

Застосування НПС МГП відбувається шляхом завантаження сформованої згідно (2.23) матриці M_i навчальних даних і навчання нейроподібної структури.

Згідно алгоритму отримання коефіцієнтів ваг синаптичних зв'язків, другим кроком процедури є отримання матриці $V^{(m)}$ – коефіцієнтів поверхні відгуку $\alpha_{i,j}$. Еквівалентна схема лінійної НПС МГП для цього випадку зображена на рис. 2.7а. Для цього будемо розширену матрицю T , яка у випадку ($m = 2$, $\dim(P_{i,j}) = 4$), враховуючи (2.4) прийме такого вигляду:

$$T = \begin{pmatrix} \Omega \\ E \end{pmatrix},$$

де $\Omega = \begin{Bmatrix} 0, \dots, 0 \\ 4 \end{Bmatrix}$, E – одинична діагональна матриця, розмірністю $\dim(E) = 4 \times 4$.

Шляхом тестування навченої НПС МГП матрицею T , отримуємо матрицю $V^{(m)}$, яка містить коефіцієнти поверхні відгуку для кожного піксела з шуканого фрейму підвищеної РЗ (таблиця 2.3.) [91].

Третій крок алгоритму передбачає формування $W^{(m)}$ коефіцієнтів ваг синаптичних зв'язків (2.26) для кожного піксела з фрейму $P_{i,j}^{(m)}$ підвищеної РЗ, на основі матриці $V^{(m)}$. Коефіцієнти $W^{(m)}$ подано в таблиці 2.4.

Наступні кроки алгоритму передбачають застосування матричного оператора

$W^{(m)}$ (таблиця 2.4) до кожного фрейму вхідного зразка низької РЗ. Їх мета – формування нових фреймів збільшеного удвічі (так як $m = 2$) зображення та збір їх у вихідне зображення $I_r^{(m)}$.

Результати застосування отриманих коефіцієнтів для збільшення удвічі 10-ти зображень із таблиці. 2.1. подано у Додатку А (таблиця А.1). Показники якості тестових зображень повністю співпадають із показниками, отриманими при використанні НПС МГП в режимі застосування.

Таблиця 2.3 – Коефіцієнти поверхні відгуку для випадку $m = 2, k = 2$

Матриця коефіцієнтів поверхні відгуку																
I																
	2,75903	-0,21096	-0,48126	2,35750	1,02647	-1,87799	-1,67756	1,60391	0,99017	-1,70095	-1,46311	2,15959	2,19083	0,13241	0,29647	3,81459
	2,47347	-0,39958	-0,47920	2,35637	1,27377	-1,72250	-1,77482	1,16575	1,81326	-1,27297	-1,81461	1,13949	3,28396	0,56279	-0,32469	2,40489
	2,41715	0,02371	0,39573	3,45027	0,86232	-1,73968	-1,27212	2,00420	1,02810	-1,80257	-1,82805	1,59897	2,26422	-0,30687	-0,72977	2,52194
	3,77119	0,66086	-0,02565	2,29281	1,82946	-1,37188	-1,67609	1,13432	1,42335	-1,69487	-1,96248	1,31972	2,22839	-0,29624	-0,55403	2,77218
	2,60895	-0,23324	-0,39953	2,36755	0,99885	-1,93281	-1,85485	1,22815	1,06474	-1,87250	-2,02206	1,30559	2,24501	-0,22868	-0,58026	2,63215

Результати роботи методу на основі матричного оператора коефіцієнтів ваг синаптичних зв'язків при $m = 3, 4$ для розв'язання задачі збільшення РЗ зображення подано в Додатку А (таблиці А.2, та А.3.).

Як досліджено у 2.2.1, розмірність фрейму зображення низької РЗ, яка показує задовільні результати роботи методу збільшення РЗ зображення, становить

36. Тому, на рис.2.8 наведено результати збільшення РЗ зображення з $m = 3$: а) еталонне зображення, б) отримане зображення. Варто відмітити, що парою зображень для навчання в цьому випадку була пара з рис. 2.1.

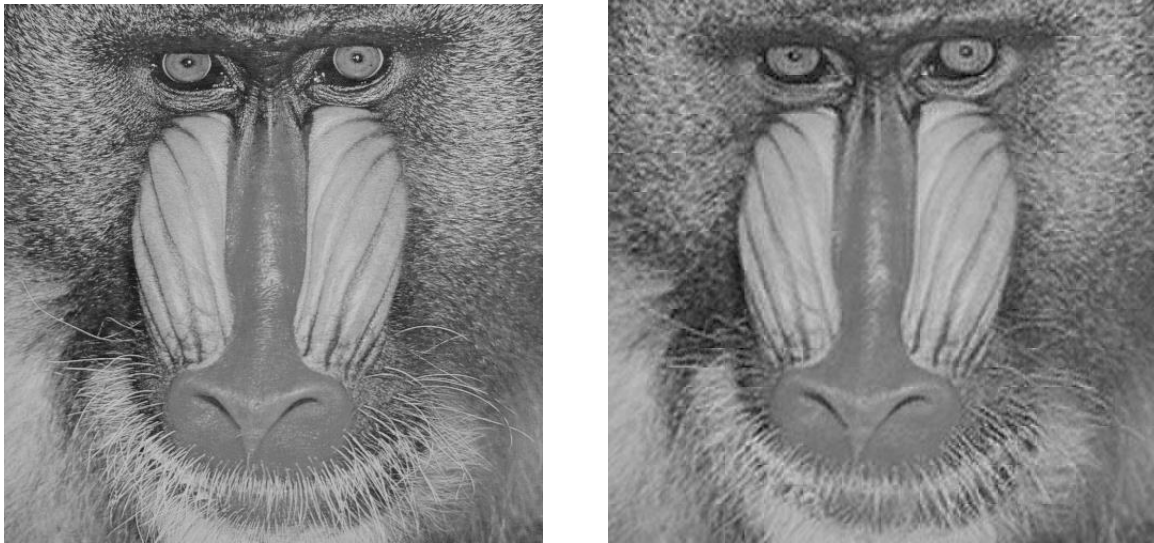
Таблиця 2.4 – Коефіцієнти ваг синаптичних зв'язків для випадку $m = 2, k = 2$

		Матриця коефіцієнтів ваг синаптичних зв'язків															
		<i>I</i>															
<i>j</i>	0,15008	-0,13548	-0,19180	1,16225	2,60895												
	0,02229	-0,16634	0,25695	0,89409	-0,23323												
	-0,08173	-0,07966	0,79526	0,37389	-0,39953												
	-0,01004	-0,01118	1,08272	-0,07474	2,36755												
	0,02761	0,27492	-0,13654	0,83060	0,99885												
	0,05482	0,21031	0,19314	0,56093	-1,93281												
	0,17729	0,08003	0,58273	0,17876	-1,85485												
	0,37576	-0,06239	0,77605	-0,09384	1,22815												
	-0,07457	0,74852	-0,03664	0,35864	1,06474												
	0,17155	0,59953	0,06993	0,17764	-1,87250												
	0,55895	0,20744	0,19401	0,05957	-2,02205												
	0,85399	-0,16611	0,29338	0,01413	1,30559												
	-0,05418	1,03895	0,01920	-0,01662	2,24501												
	0,36109	0,79147	-0,07819	-0,06756	-0,22868												
	0,87673	0,25557	-0,14951	0,02624	-0,58026												
	1,18245	-0,22725	-0,11021	0,14003	2,63215												

Зазначимо, що обидва зображення (рис.2.8) є масштабовані для можливості відображення у дисертаційній роботі.

Показники якості вихідних зображень підвищеної РЗ (504×504 пікселів) з вхідних зразків (таблиця 2.1.) тестової вибірки (168×168 пікселів) при $m = 3$ подано у Додатку А (таблиця А.2).

При збільшенні РЗ зображення, на деяких його частинах з'являється імпульсний шум. З метою його уникнення пропонується застосовувати пост-обробку вихідного зразка. Зокрема процедуру медіанної фільтрації на основі пристроїв, апаратну реалізацію яких описано у 4 розділі.



а) еталонне зображення

б) отримане зображення

Рисунок 2.8 – Результати передискретизації з використанням матричного оператора

$$W^{(m)} \text{ при } \dim(P_{i,j}) = 6 \times 6 = 36.$$

2.3. Порівняння результатів роботи розроблених методів з існуючим

Ефективність роботи розроблених методів порівнювалася із ефективністю роботи відомого методу – на основі конволюційної нейронної мережі рис. 2.9. Слід зазначити що цей метод (на основі конволюційної нейронної мережі або метод Донга), розроблений у 2014 році, показує найкращі результати щодо якості вихідних зображень підвищеної РЗ в своєму класі. Проте, підхід до вирішення задачі зміни РЗ дещо відмінний від розробленого. Відомий метод на стадії навчання потребує велику розмірність навчальної вибірки. Експериментальне дослідження для підтвердження цієї тези подано у розділі 1. на рис 1.4. Тому, для якісних результатів роботи вона повинна містити не одне зображення. Декілька зображень навчальної вибірки методу Донга подано у додатку Б (рис. Б.1).

Навчальна вибірка розробленого методу (як для НПС МГП так і з використанням матричного оператора коефіцієнтів ваг синаптичних зв'язків) формувалася на основі фреймів лише з однієї пари зображень (рис.2.1). Процедура практичної реалізації розробленого методу збільшення РЗ зображень відбувалася на

основі отриманого матричного оператора коефіцієнтів ваг синаптичних зв'язків при таких параметрах: $m = 3$, $k = 6$.

Як видно з рис. 2.9, значення індексу структурної подібності обох методів дуже близькі. Проте кращі результати отримані для зображень, збільшених методом на основі конволюційної нейронної мережі (метод Донга). Незважаючи на це, розроблена методологія має ряд суттєвих переваг, зокрема:

1. процедура навчання за методом Донга вимагає наявності великої кількості пар зображень, а навчальна модель за розробленим методом містить лише одну пару зображень(рис. 2.1);

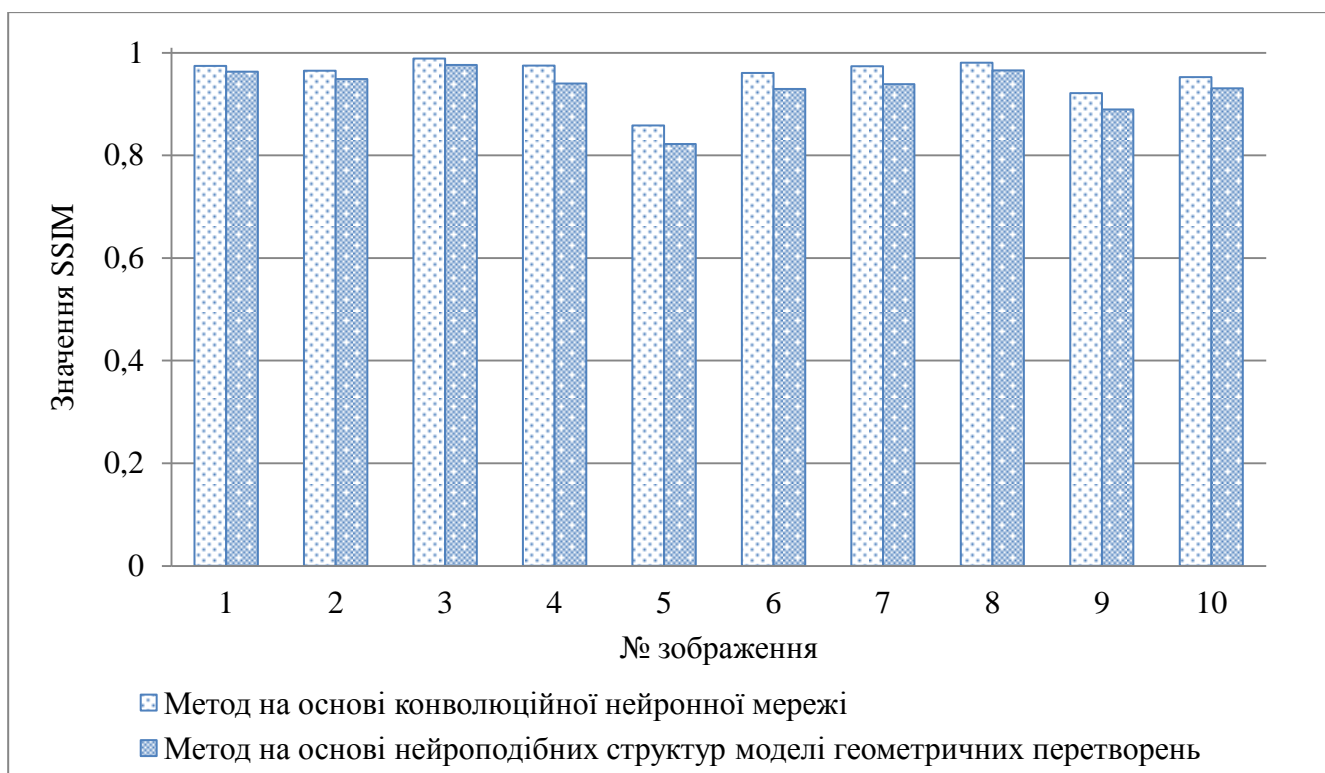


Рисунок 2.9 – Результати порівняння якості отриманих зображень підвищеної РЗ з $m = 3$ за різними методами на основі метрики SSIM.

2. метод на основі КНМ передбачає використання ітераційного алгоритму зворотного поширення похибки і при однакових налаштуваннях може давати різні результати (тобто існує проблема однозначності розв'язку). Процедура

навчання за розробленим методом передбачає виконання лише однієї ітерації і забезпечує однозначність розв'язку за інших однакових умов;

3. процедура навчання за методом Донга триває протягом трьох діб, тоді як розроблений метод завдяки неітераційності забезпечує високу швидкодію в режимі навчання;
4. режим застосування методу Донга передбачає використання КНМ. Застосування отриманого у роботі матричного оператора коефіцієнтів ваг синаптичних зв'язків уможливорює уникнення використання НПС МПГ в режимі застосування, що зменшує час процесу передискретизації;
5. метод Донга призначений для реалізації лише процесу збільшення роздільної здатності зображення; розроблений метод дає змогу здійснювати передискретизацію з коефіцієнтами як збільшення так і зменшення.

Сукупність цих переваг уможливають практичне використання розробленого методу в прикладних системах штучного інтелекту, що ґрунтуються на *on-line* обробці, особливо у випадках сценарних зображень.

Невеликий імпульсний шум, що виникав в деяких регіонах вихідного зображення підвищеної РЗ на основі НПС МПГ зумовив застосування медіанної фільтрації з вікном фільтрації, розміром 3×3 , як ефективного інструменту його видалення. Порівняння результатів до і після *post*- обробки для тестової вибірки на основі SSIM подано на рис. 2.10.

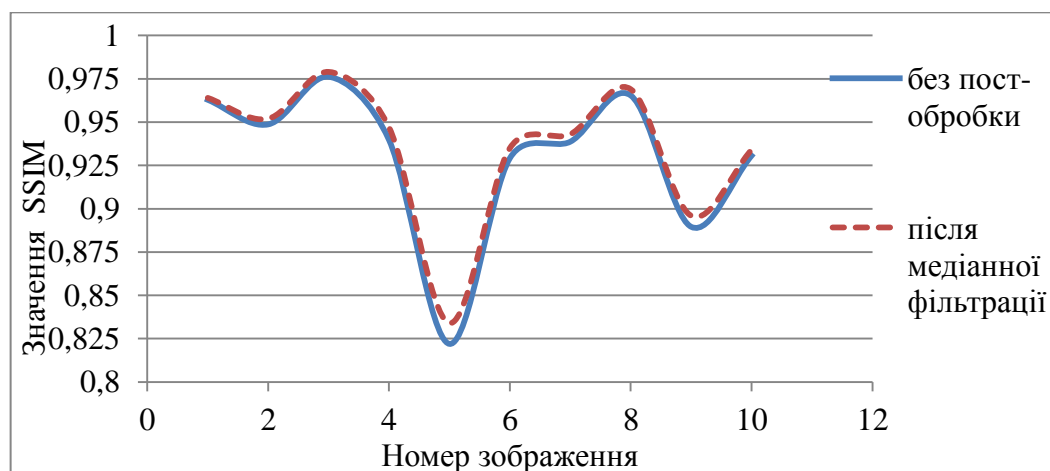


Рисунок 2.10 – Порівняння результатів роботи розробленого методу до і після *post*-обробки на основі метрики SSIM.

Як видно з рисунка, якість вихідних зображень покращилася саме після застосування процедури медіанної фільтрації.

Для візуальної оцінки роботи розробленого та існуючого методів, на рис. А.1 подано зображення підвищеної РЗ отримані за обома методами та із застосування процедури медіанної фільтрації. Слід зазначити, що зображення масштабовані з метою представлення у роботі.

2.4. Висновки до розділу 2

1. Запропоновано методологію зміни роздільної здатності зображень на основі машинного навчання. Завдяки реалізації цього підходу вдалось розширити функціональні можливості методів на основі навчання, зокрема: здійснювати процес передискретизації з цільовими коефіцієнтами як збільшення так і зменшення, що забезпечує високу якість передискретизації при зменшенні часу навчання.
2. Розроблені методи зміни роздільної здатності з використанням нейроподібних структур моделі геометричних перетворень забезпечують високу ефективність передискретизації за критерієм на основі PSNR і характеризується зменшенням обчислювальних ресурсів, необхідних для таких процедур.
3. Досліджено вплив ступеня нелінійності синаптичних зв'язків на ефективність роботи методу. Експериментальним шляхом встановлено, що найкраще значення цього показника з огляду на якість вихідних зображень (за критерієм на основі PSNR) та обчислювальні ресурси, необхідні для роботи НПС МГП при розв'язанні поставленої задачі, є рівним значенню 1.
4. Досліджено вплив розмірності фреймів, на які діляться вхідні зображення при формуванні навчальних даних, на ефективність роботи методу. Експериментальним шляхом встановлено, що при розв'язанні задачі збільшення роздільної здатності розміри фрейму вхідного зображення низької РЗ повинні становити не менше 6×6 пікселів.

5. Розроблено процедуру отримання матричного оператора коефіцієнтів ваг синаптичних зв'язків при навчання НПС МГП з багатьма виходами, що дозволяє здійснювати процедури передискретизації без повторного використання НПС МГП.
6. У практичний спосіб виявлено, що результати передискретизації як з використанням НПС МГП так і з використанням матричного оператора коефіцієнтів ваг синаптичних зв'язків повністю співпадають. Це дозволяє використовувати матричний оператор для реалізації методології зміни РЗ зображень в *on-line* режимі.

РОЗДІЛ 3. ЗМІНА РОЗДІЛЬНОЇ ЗДАТНОСТІ ЗОБРАЖЕННЯ НА ОСНОВІ АЛГЕБРАЇЧНИХ ХАРАКТЕРИСТИК

Основними завданнями, які розглядаються у третьому розділі дисертаційного дослідження є розроблення методів збільшення РЗ (в контексті задачі надвисокої РЗ), які для випадку цифрових зображень із флуктуаціями функції інтенсивності, дадуть змогу уникати деяких інтерполяційних артефактів та розмитості контурів. Розглядаються два найпоширеніші випадки. У першому випадку на вході задачі зміни РЗ є одне зображення із флуктуаціями функції інтенсивності. А у другому випадку – два зображення із флуктуаціями функції інтенсивності – класична задача надвисокої РЗ.

3.1. Характеристика задачі зміни роздільної здатності на основі алгебраїчних характеристик

У загальному випадку задача зміни РЗ визначається (2.1). Тобто задача полягає у пошуку операторного перетворення $\Omega: I \rightarrow I^{(m)}$. У випадку надвисокої РЗ маємо: $m \geq 16$. У більшості випадків перетворення Ω є ін'єктивним і неізоморфним.

Для розв'язання сформульованої задачі у роботі пропонуються матричні оператори, побудовані на основі симетричних та несиметричних мір подібності. Основна ідея методів полягає у використанні цих операторів для пошуку алгебраїчних характеристик рядка чи стовпця вхідного зображення. Тоді задача зміни РЗ вирішується розширенням вхідної матриці значень функції інтенсивності набором цих характеристик.

Опис самих методів подано у алгоритмічній формі. Такий підхід дозволяє на одному кроці збільшення РЗ отримувати бієктивне та ізоморфне операторне перетворення Ω задачі надвисокої РЗ.

3.2. Метод забезпечення надвисокої роздільної здатності з використанням одного зображення та псевдообертання матричного оператора симетричних мір конвергенції

3.2.1. Побудова матричного оператора симетричних мір конвергенції

Нехай задано цифрове напівтонове зображення:

$$I = \left[c_{i,j} \right]_{i=1..h}^{j=1..l}, \quad (3.1)$$

де $c_{i,j} \in \mathbf{N}^+$ – значення функції інтенсивності пікселя з координатами (i, j) .

Зсунемо значення дискретного набору точок I у наступний спосіб:

$$c_{i,j} = c_{i,j} + \frac{1}{2} \left(\max_{\substack{i \in [1;h]; \\ j \in [1;l]}} c_{i,j} + \min_{\substack{i \in [1;h]; \\ j \in [1;l]}} c_{i,j} \right), \quad (3.2)$$

і пронормуємо зсунутий сигнал I за схемою оберненого мінімаксного множника K [26]

$$c_{i,j} = K c_{i,j}, \quad (3.3)$$

де $K = \frac{1}{\max_{i \in [1;h]; j \in [1;l]} c_{i,j}}$. У результаті цього отримаємо: $\forall i \in [1;h], j \in [1;l]: c_{i,j} > 0$.

Надалі розглядатимемо процедури передискретизації у вертикальному напрямку (у напрямку що задається індексом i). Для кожного рядка матриці I будемо оператор відносних симетричних мір конвергенції [4] у виді квадратної виродженої симетричної матриці:

$$\forall i \in [1;h]: \nabla_i = A_i^T + E + A_i, \quad (3.4)$$

де:

$$A_i = \begin{pmatrix} 0 & \frac{1}{2} \begin{pmatrix} c_{i,2} & c_{i,1} \\ c_{i,1} & c_{i,2} \end{pmatrix} & \dots & \frac{1}{2} \begin{pmatrix} c_{i,l} & c_{i,1} \\ c_{i,1} & c_{i,l} \end{pmatrix} \\ 0 & 0 & \dots & \frac{1}{2} \begin{pmatrix} c_{i,l} & c_{i,2} \\ c_{i,2} & c_{i,l} \end{pmatrix} \\ \dots & \dots & \dots & \dots \\ 0 & 0 & \dots & 0 \end{pmatrix}, \quad (3.5)$$

У формулі (3.4) через E позначено одиничну діагональну матрицю розмірності $\dim E = l \times l$.

У випадку передискретизації у горизонтальному напрямку оператор (3.4) і матриця (3.5) набувають вигляду:

$$\forall j \in [1; l]: \nabla_j = A_j^T + E + A_j, \quad (3.6)$$

$$A_j = \begin{pmatrix} 0 & \frac{1}{2} \begin{pmatrix} c_{2,j} & c_{1,j} \\ c_{1,j} & c_{2,j} \end{pmatrix} & \dots & \frac{1}{2} \begin{pmatrix} c_{h,j} & c_{1,j} \\ c_{1,j} & c_{h,j} \end{pmatrix} \\ 0 & 0 & \dots & \frac{1}{2} \begin{pmatrix} c_{h,j} & c_{2,j} \\ c_{2,j} & c_{h,j} \end{pmatrix} \\ \dots & \dots & \dots & \dots \\ 0 & 0 & \dots & 0 \end{pmatrix}, \quad (3.7)$$

При цьому $\dim E = h \times h$. У практичних реалізаціях методу зміни РЗ для побудови операторів відносних симетричних мір конвергенції у напрямку j вхідна матриця значень функції інтенсивності I транспонується і надалі використовуються формули (3.6) та (3.7).

У результаті алгебраїчних перетворень оператор (3.4) можна записати у вигляді:

$$\forall i \in [1; h]: \nabla_i = \frac{1}{2} \begin{pmatrix} 2 & \delta_{1,2} & \dots & \delta_{1,l} \\ \delta_{1,2} & 2 & \dots & \delta_{2,l} \\ \dots & \dots & \dots & \dots \\ \delta_{1,l} & \delta_{2,l} & \dots & 2 \end{pmatrix}, \quad (3.8)$$

$$\text{де } \delta_{m,n} = \left(\frac{c_{i,m}^2 + c_{i,n}^2}{c_{i,m} c_{i,n}} \right), \quad m, n \in [1; l].$$

Розмірність оператора (3.8) рівна: $\dim \nabla_i = l \times l$

Оператор (3.8) є квадратною виродженою невід'ємною матрицею. Невід'ємність матриці (3.8) визначається операціями зсуву (3.2) та нормалізації (3.3). Виродженість оператора (3.8) – із методу оточення мінорів [1], за яким:

$$\text{rang}(\nabla_i) < l. \quad (3.9)$$

3.2.2. Визначення векторів ознак на основі псевдообертання Мура-Пенроуза матриці відносних симетричних мір конвергенції

У відповідності до п.3.1 розглянемо побудову характеристичних векторів (векторів ознак) у напрямку i . Для вирішення завдання побудови векторів ознак y_i , які виступатимуть характеристиками кожного рядка (чи стовпця) зображення I , розглянемо рівняння:

$$\nabla_i y_i = c_i, \quad (3.10)$$

де $y_i = (y_{i,1}, \dots, y_{i,l})$ – l -вимірний вектор характеристичних значень зображення I для i -го рядка. Це означає, що вектор ознак y_i будується для кожного рядка i . При передискретизації у напрямку j для кожного j -го стовпця буде будуватись вектор y_j .

Рівняння (3.10) утворює лінійну алгебраїчну систему з l рівнянь і формальне знаходження вектора y_i є таким: $y_i = \nabla_i^{-1} c_i$, де ∇_i^{-1} – квадратна $l \times l$ матриця, яка є оберненою до матриці ∇_i . Оскільки, згідно (3.9) матриця ∇_i є виродженою ($\det(\nabla_i) = 0$), то обернена матриця ∇_i^{-1} не існує і формально розв'язок y_i може бути

знайдений лише у наближенні формі.

Одним із найпростіших і ефективних способів знаходження вектора ознак y_i i -го рядка є його наближення нев'язкою $\|c_i - \nabla_i y_i\|^2$ у схемі розв'язку лінійної системи Мура-Пенроуза [92]. За цією схемою вектор ознак y_i визначається як сума наближеного (часткового) розв'язку невивродженої системи і розв'язок однорідної системи $\nabla_i y_i = 0$:

$$y_i = \nabla_i^+ c_i + (1 - \nabla_i^+ \nabla_i) \|c_i - \nabla_i y_i^j\|_l^2, \quad (3.11)$$

де ∇_i^+ – псевдообернена за [47, 92] до ∇_i матриця Мура-Пенроуза [121]; $(1 - \nabla_i^+ \nabla_i)$ – ядерний проєктивний оператор; нев'язка $\|c_i - \nabla_i y_i\|^2 r_i$ є вектором розмірності l , який визначає наближення розв'язку y_i ; $\|\cdot\|_l$ – l -норма.

Згідно [47] матриця $\nabla_i^+ \nabla_i$ є невивродженою, що забезпечує існування та єдиність розв'язку лінійної системи $\nabla_i y_i = 0$.

За [47], використовуючи сингулярний розклад (SVD) матричного оператора ∇_i , псевдообернена матриця ∇_i^+ визначається як: $\nabla_i^+ = V_i \Sigma_i^+ U_i^T$. Тут U_i, V_i – квадратні $l \times l$ матриці SVD-розкладу оператора ∇_i ; Σ_i^+ – квадратна $l \times l$ матриця, яка є псевдооберненою до діагональної матриці Σ_i SVD-розкладу матриці ∇_i і отримується за [47] так:

$$\Sigma_i^+ = \text{diag} \left\{ \frac{1}{\sigma_{i,1}}, \dots, \frac{1}{\sigma_{i,l}} \right\}, \quad (3.12)$$

де $\sigma_{i,q}$ ($\sigma_{i,1} \geq \sigma_{i,2} \geq \dots \geq \sigma_{i,l} \geq 0$) – сингулярні ненульові числа матриці Σ_i .

Знаходження розв'язку за (3.12) є ітеративним процесом розв'язання задачі мінімізації нев'язки:

$$\min_j (\|c_i - \nabla_i y_i^j\|_l^2), \quad (3.13)$$

де j – індекс, який визначає крок ітеративного процесу роз’язування задачі (3.11).

3.2.3. Методологія передискретизації зображень

Процедура збільшення РЗ складається із двох послідовних частин, за якими передискретизація зображення здійснюється у вертикальному та горизонтальному напрямках відповідно. Впорядкованість виконання дії кожної частини процедури може бути довільною.

Збільшення РЗ. Алгоритмічне представлення методу (надалі позначений як М.3.1.1) складається із таких кроків:

- 1) побудова матричного оператора симетричних мір конвергенції;
- 2) обчислення характеристичних векторів y_i квадратних матриць, побудованих за співвідношеннями (3.8), за ітераційною процедурою (3.12).
- 3) побудова розширеного зображення шляхом додаванням у початкову матрицю I вектора $c_i + y_i$ в позицію рядка чи стовпця. Тут c_i – значення функції інтенсивності вхідного зображення (3.1) (тобто оригінальні, а не зсунуті та нормовані за (3.2) і (3.3) значення). А вектор $y_i = (y_{i,1}, \dots, y_{i,l})$ – розв’язок (3.12).

Зазначені перші дві частини послідовно застосовують до всіх рядків матриці I для збільшення розмірів заданого зображення по висоті. Фактично матриця $I^{(2)}$ збільшеного у два рази у напрямку i зображення має вид:

$$I^{(2)} = \begin{pmatrix} c_{1,1} & c_{1,2} & \dots & c_{1,l} \\ c_{1,1} + y_{1,1} & c_{1,2} + y_{1,2} & \dots & c_{1,l} + y_{1,l} \\ \dots & \dots & \dots & \dots \\ c_{h,1} & c_{h,2} & \dots & c_{h,l} \\ c_{h,1} + y_{h,1} & c_{h,2} + y_{h,2} & \dots & c_{h,l} + y_{h,l} \end{pmatrix}, \quad (3.14)$$

Розмірність матриці $I^{(2)}$ буде такою: $\dim I^{(2)} = 2h \times l$.

Для повноти викладу процедури збільшення зображення, наприклад у два рази, М.3.1.1 повинен бути застосований і до всіх стовпців матриці I (тобто у подібний спосіб треба виконати передискретизацію зображення ще й по ширині).

Тоді матриця $I^{(2)}$ має вигляд:

$$I^{(2)} = \begin{pmatrix} c_{1,1} & c_{1,1} + y'_{1,1} & c_{1,2} & \dots & c_{1,l} + y'_{l,1} \\ c_{1,1} + y_{1,1} & c_{1,1} + y_{1,1} + y'_{1,2} & c_{1,2} + y_{1,2} & \dots & c_{1,l} + y_{2,l} + y'_{l,2} \\ c_{2,1} & c_{2,1} + y'_{1,3} & c_{2,2} & \dots & c_{2,l} + y'_{l,3} \\ \dots & \dots & \dots & \dots & \dots \\ c_{h,1} & c_{h,1} + y'_{1,2h-1} & c_{h,2} & \dots & c_{h,l} + y'_{l,2h-1} \\ c_{h,1} + y_{h,1} & c_{h,1} + y_{h,1} + y'_{1,2h} & c_{h,2} + y_{h,2} & \dots & c_{h,l} + y_{h,l} + y'_{l,2h} \end{pmatrix}, \quad (3.16)$$

Тепер розмірність матриці $I^{(2)}$ буде такою: $\dim I^{(2)} = 2h \times 2l$. Тут треба зазначити, що вектори $y'_j = \{y'_{i,j} \mid i = \overline{1, 2h}\}$, $j = \overline{1, 2l}$ є розв'язком задачі (3.12) для випадку передискретизації у горизонтальному напрямі (3.6), (3.7) при вхідній матриці (3.14).

Зменшення РЗ. Алгоритмічне представлення методу (надалі позначений як М.3.1.2) складається із таких частин:

- 1) побудова матричного оператора симетричних мір конвергенції;
- 2) обчислення характеристичних векторів y_i квадратних матриць, побудованих за співвідношеннями (3.8), за ітераційною процедурою (3.12).
- 3) побудова зображення зменшеної РЗ шляхом заміни двох послідовних рядків c_i і c_{i+1} матриці I вектором $c_i + 0.5(y_i + y_{i+1})$. Подібно до М.3.1.1 тут c_i також є оригінальними значеннями (3.1), а не зсунутими та нормованими за (3.2) (3.3) значення).

Зазначені перші дві частини М.3.1.2 послідовно застосовують до всіх рядків матриці I для зменшення розмірів заданого зображення по висоті. Тоді при вхідній матриці (3.1) замість матриці (3.14), отримаємо матрицю $I^{\left(\frac{1}{2}\right)}$ зменшеного у два рази у напрямку i зображення.

$$I^{\left(\frac{1}{2}\right)} = \begin{pmatrix} c_{1,1} + \left(\frac{y_{1,1} + y_{2,1}}{2}\right) & c_{1,2} + \left(\frac{y_{1,2} + y_{2,2}}{2}\right) & \dots & c_{1,l} + \left(\frac{y_{1,l} + y_{2,l}}{2}\right) \\ c_{3,1} + \left(\frac{y_{3,1} + y_{4,1}}{2}\right) & c_{3,2} + \left(\frac{y_{3,2} + y_{4,2}}{2}\right) & \dots & c_{3,l} + \left(\frac{y_{3,l} + y_{4,l}}{2}\right) \\ \dots & \dots & \dots & \dots \\ c_{h-1,1} + \left(\frac{y_{h-1,1} + y_{h,1}}{2}\right) & c_{h-1,2} + \left(\frac{y_{h-1,2} + y_{h,2}}{2}\right) & \dots & c_{h-1,l} + \left(\frac{y_{h-1,l} + y_{h,l}}{2}\right) \end{pmatrix}. \quad (3.17)$$

Розмірність матриці $I^{\left(\frac{1}{2}\right)}$ буде такою: $\dim I^{\left(\frac{1}{2}\right)} = (h\%2) \times l$.

Для повноти процедури зменшення зображення, наприклад у два рази, описана в М.3.1.2 процедура повинна бути застосована і до всіх стовпців матриці I для передискретизації зображення по ширині.

3.2.4. Аналіз експериментальних результатів

За М.3.1.1, описаним у 3.2 розроблене програмне рішення, архітектура якого приведена у розділі 4. Завдяки цьому рішенню проведено набір експериментів, які засвідчили ефективність розробленого методу.

Вхідне зображення, що використовувалося в одному із експериментів наведено на рис.3.1 (тип – 2-байтовий, напівтоновий (grayscale), розмірність – 231×199 пікселів).

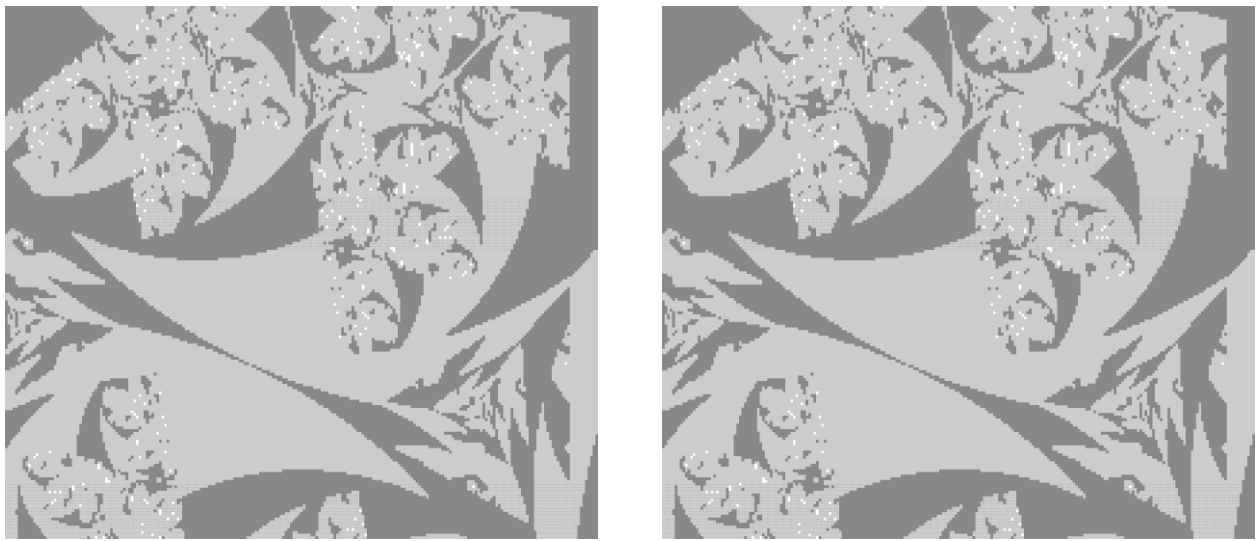


Рисунок 3.1 – Вхідне зображення

Кількість ітерацій процедури (3.12) на кожному кроці в процесі збільшення в 16 разів коливалась від 2 до 3 ітерацій. Це засвідчує ефективність використання псевдобертання Мура-Пенроуза в розробленому методі передискретизації.

На рис.3.2 наведено результати збільшення у 16 разів вхідного зображення (а) і еталонне зображення (б).

Зазначимо, що обидва зображення (рис.3.2) є масштабовані для можливості відображення у дисертаційній роботі.



а) еталонне зображення

б) збільшене у 16 разів зображення

Рисунок 3.2 – Результати передискретизації за М.3.1.1

З наведених на рис.3.2 зображеннях можна констатувати, що передискретизоване зображення візуально практично нічим не відрізняється від еталонного. Тобто експертне оцінювання засвідчує візуальне практично стовідсоткове співпадіння цих двох зображень. При цьому, необхідно відзначити, що вдалось повністю зберегти дрібні деталі вхідного зображення, які визначались флуктуаційними значеннями функції інтенсивності.

На рис.3.3, рис. В.1 наведені значення PSNR між еталонними зображеннями $I_{\text{ет}}^{(m)}$ та відповідними збільшеними зображеннями $I^{(m)}$ за розробленим методом при різних коефіцієнтах збільшення. А на рис.3.4 – модуль градієнта при різних коефіцієнтах збільшення. З наведених графіків варто виділити таке:

- 1) за значенням PSNR, розроблений метод якісно перевищує інтерполяційні методи;
- 2) значення PSNR на проміжку коефіцієнта збільшення [1;16] змінює свої значення не суттєво;

- 3) градієнт зміни PSNR на першій частині проміжку [1;10] є співмірним за значенням на третій частині [14;16]. Тобто рівні гладкості кривої є дуже близькими;
- 4) стрибок градієнта PSNR є на другій частині проміжку значень коефіцієнта збільшення [10; 14].

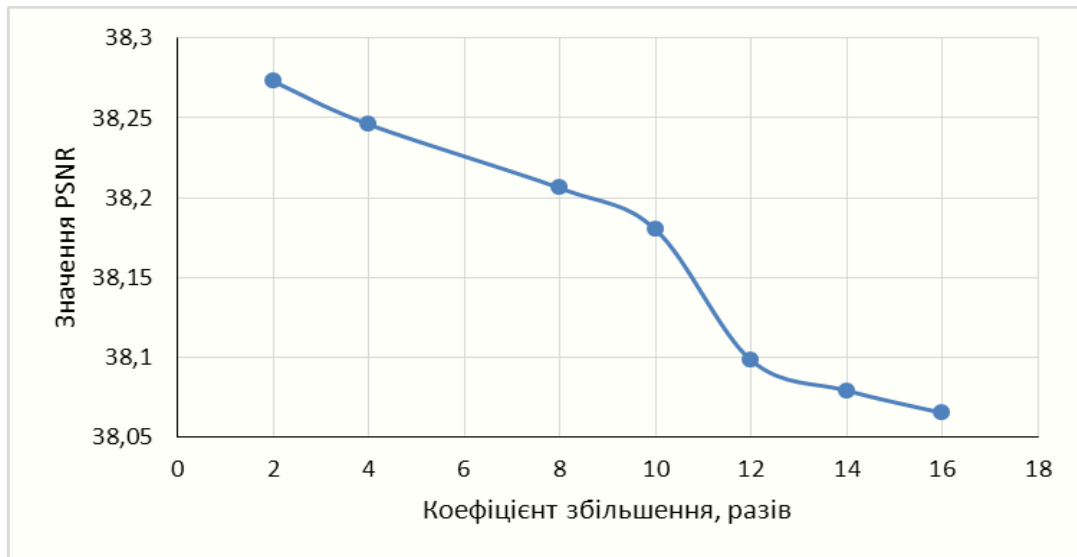


Рисунок 3.3 – Значення співвідношення пікового сигналу до шуму при різних значення коефіцієнта збільшення

Повний набір даних наведено в додатку в таблиці В.1.

Із виділених характеристик можна зробити наступні висновки.

Для наведеного методу, проміжок значень коефіцієнта збільшення умовно можна розбити на три частини. На першій частині збільшені зображення дуже сильно будуть збігатися за значеннями PSNR з еталонними зображення. На другому проміжку спостерігається скачок значення відхилення від еталонного зображення. Проте по мірі зростання значення коефіцієнта збільшення, зашумлення зростає не дуже великими значеннями. На третьому проміжку відхилення від еталонних зображень будуть зростати дуже сильно по причині накопичення шуму. Тому по мірі росту значення коефіцієнта збільшення РЗ, різко зростатиме шум, який зробить незадовільним подальше використання цього методу.

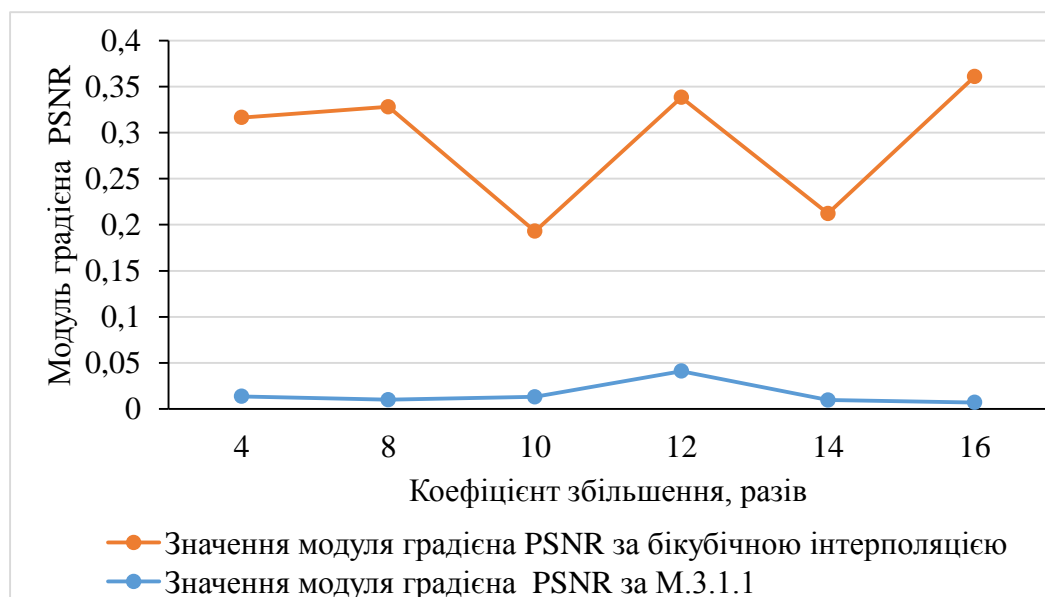


Рисунок 3.4 – Модуль градієнта співвідношення пікового сигналу до шуму при різних значення коефіцієнта збільшення

На рис.3.5 для проведення візуального аналізу результатів збільшення наведено фрагменти збільшених зображень, отриманих розробленим методом та класичною білінійною інтерполяцією. Із порівняння наведених результатів можна констатувати, що в процесі послідовного збільшення в 16 разів, використання білінійної інтерполяції на кожному кроці збільшення накопичує значно більше зашумлення, яке у нашому випадку проявляється у візуальній пікселізації та зміні контрасту у порівнянні із вхідним зображенням.



а) за розробленим методом



б) за білінійною інтерполяцією

Рисунок 3.5 – Фрагментарне порівняння результатів передискретизації

Очевидно, що у випадку використання топологічних підходів, на результуючих зображеннях будуть виникати артефакти, які виникатимуть внаслідок визначення різноманітних диз'юнктивних покриттів.

Проведення експериментів з іншими зображеннями лише підтвердили правильність висновків. В усіх випадках спостерігався поділ проміжку коефіцієнта збільшення на три частини. Проте границі цих частин збігались не завжди.

3.3. Метод забезпечення надвисокої роздільної здатності з використанням двох зображень та псевдообертання оператора дивергенцій

3.3.1. Оператор дивергенцій методу надвисокої роздільної здатності на основі операції кросинговеру

У більшості випадків задача надвисокої РЗ розв'язується на двох вхідних зображеннях. Тому у наступному методі вхідними даними є два зображення однакові за розмірністю: $I_1 = [c_{1i,j}]_{i=1..h}^{j=1..l}$ та $I_2 = [c_{2i,j}]_{i=1..h}^{j=1..l}$.

На першому етапі методу надвисокої РЗ для кожного рядка (чи стовпця) завдяки операції кросинговеру формується третій вектор. У результаті цього отримуємо нову матрицю:

$$\tilde{I} = [\tilde{c}_i]_{i=1..h} = [\tilde{c}_{i,j}]_{i=1..h}^{j=1..l}, \quad (3.18)$$

де $\tilde{c}_{i,j}$ є елементами вектора \tilde{c}_i ($\dim \tilde{c}_i = l$), який визначаються операцією кросинговеру:

$$\tilde{c}_i = kc_{1i} + (1-k)c_{2i}. \quad (3.19)$$

Тут k – коефіцієнт операції кросинговеру; c_{1i} , c_{2i} – вектори розмірності l , елементи яких є рядками матриць I_1 та I_2 відповідно.

У випадку збільшення в горизонтальному напрямку матриця \tilde{I}

складатиметься із векторів \tilde{c}_j

$$\tilde{I} = [\tilde{c}_j]_{j=1..l}; \quad (3.20)$$

$$\tilde{c}_j = kc_{1j} + (1-k)c_{2j}. \quad (3.21)$$

де c_{1j}, c_{2j} – подібно до c_{1i}, c_{2i} є векторами розмірності h , елементи яких є стовпцями матриць I_1 та I_2 відповідно.

Вектори \tilde{c}_i і \tilde{c}_j , попередньо нормалізовані за (3.2) та (3.3), використовуються для побудови матричного оператора, подібно до (3.4). Сам матричний оператор дивергенцій ∇_i будується так:

$$\forall i \in [1;h]: \nabla_i = A_i - \left[\underbrace{(\tilde{c}_i \dots \tilde{c}_i)}_l \right]^T, \quad (3.22)$$

$$A_i = \begin{pmatrix} \dot{c}_{i,1} & \dots & \dot{c}_{i,1} \\ \dots & \dots & \dots \\ \dot{c}_{i,l} & \dots & \dot{c}_{i,l} \end{pmatrix}; \quad \dot{c}_{i,j} = \frac{1}{l-1} \left(\sum_{x=1}^l (\tilde{c}_{i,x} - \tilde{c}_{i,j}) \right), \quad (3.23)$$

або у вигляді:

$$\forall i \in [1;h]: \nabla_i = [\delta_{m,n}]_{m,n=1..l}, \quad (3.24)$$

де $\delta_{m,n} = \dot{c}_{i,m} - \tilde{c}_{i,n}$, $m, n \in [1;l]$. Зазначимо, що $\dim A_i = l \times l$.

У випадку зміни РЗ у вертикальному напрямку оператор дивергенцій, визначений за (3.22)-(3.24), набуває виду:

$$\forall j \in [1;l]: \nabla_j = \left[\underbrace{\tilde{c}_j \dots \tilde{c}_j}_h \right]^T - A_j, \quad (3.25)$$

$$A_j = \begin{pmatrix} \ddot{c}_{j,1} & \dots & \ddot{c}_{j,1} \\ \dots & \dots & \dots \\ \ddot{c}_{j,h} & \dots & \ddot{c}_{j,h} \end{pmatrix}; \quad \ddot{c}_{j,i} = \frac{1}{h-1} \left(\sum_{x=1}^h (\tilde{c}_{x,j} - \tilde{c}_{i,j}) \right); \quad \dim A_j = h \times h; \quad (3.26)$$

$$\forall j \in [1;l]: \nabla_j = \left[\delta_{m,n} \mid \delta_{m,n} = \ddot{c}_{j,m} - \tilde{c}_{n,j} \right]_{m,n=\overline{1,h}}. \quad (3.27)$$

На однорідних областях оператор (3.24) є виродженими. Тому розв'язок задачі (3.11) шукаємо за (3.12).

3.3.2. Методологія передискретизації зображень

Розв'язок задачі (3.12) з оператором задачі (3.24) або (3.27) використовується для розв'язання задачі надвисокої РЗ у випадку використання операції кросинговеру. Оскільки вхідними у цьому випадку є два зображення I_1 та I_2 , то існує принаймні два розв'язки задачі передискретизації. Їх побудова визначається (3.14) та (3.16). При цьому на вході будуть використовуватись I_1 та I_2 відповідно.

Окрім отриманих з I_1 та I_2 збільшених зображень $I_1^{(m)}$ та $I_2^{(m)}$ у даному випадку можна синтезувати ще й третє зображення $I^{(m)}$. Формула синтезу, для випадку збільшення у два рази, має вид:

$$I^{(2)} = \begin{pmatrix} \frac{c_{1,1,1} + c_{2,1,1}}{2} & \frac{c_{1,1,1} + c_{2,1,1}}{2} + y'_{1,1} & \dots & \frac{c_{1,1,l} + c_{2,1,l}}{2} + y'_{1,1} \\ \frac{c_{1,1,1} + c_{2,1,1}}{2} + y_{1,1} & \frac{c_{1,1,1} + c_{2,1,1}}{2} + y_{1,1} + y'_{1,2} & \dots & \frac{c_{1,1,l} + c_{2,1,l}}{2} + y_{2,l} + y'_{1,2} \\ \dots & \dots & \dots & \dots \\ \frac{c_{1,h,1} + c_{2,h,1}}{2} & \frac{c_{1,h,1} + c_{2,h,1}}{2} + y'_{1,2h-1} & \dots & \frac{c_{1,h,l} + c_{2,h,l}}{2} + y'_{1,2h-1} \\ \frac{c_{1,h,1} + c_{2,h,1}}{2} + y_{h,1} & \frac{c_{1,h,1} + c_{2,h,1}}{2} + y_{h,1} + y'_{1,2h} & \dots & \frac{c_{1,h,l} + c_{2,h,l}}{2} + y_{h,l} + y'_{1,2h} \end{pmatrix}, \quad (3.28)$$

Процедура збільшення РЗ, подібно до процедури описаної у 3.2.3, складається із двох послідовних частин, за якими передискретизація зображення

здійснюється у вертикальному та горизонтальному напрямках відповідно.

Збільшення P3. Алгоритмічне представлення методу (надалі позначений як М.3.2.1) складається із таких частин:

- 1) побудова вхідного вектора (3.21), який завдяки використанню операції кросинговеру є мутацією відповідних векторів вхідних зображень.
- 2) побудова матричного оператора дивергенцій (3.24) або (3.27).
- 3) обчислення характеристичних векторів u_i квадратних матриць, побудованих за співвідношеннями (3.8), за ітераційною процедурою (3.12).
- 4) побудова за виразом (3.16) розширених зображення шляхом додавання у початкову матрицю I_1 чи I_2 характеристичних векторів, або синтез збільшеного зображення за (3.28).

Зазначені перші три частини послідовно застосовують до всіх рядків матриці I для збільшення розмірів заданого зображення по висоті. Лише тоді матриці збільшених зображень $I_1^{(m)}$, $I_2^{(m)}$ чи $I^{(m)}$ будуються за (3.16) чи (3.28).

Надалі процедура збільшення виконується над збільшеними зображеннями $I_1^{(2)}$, $I_2^{(2)}$ чи $I^{(2)}$ доти, доки змінна m не досягне значення 16 за М.3.1.1 із вхідними зображеннями $I_1^{(2)}$, $I_2^{(2)}$ чи $I^{(2)}$ та матричними операторами (3.24) та (3.27), побудованими без операції кросинговеру.

Зменшення P3. Алгоритмічне представлення методу (надалі позначений як М.3.2.2) складається із таких частин:

- 1) побудова вхідного вектора (3.21), який завдяки використанню операції кросинговеру є мутацією відповідних векторів вхідних зображень.
- 2) побудова матричного оператора дивергенцій (3.24) або (3.27).
- 3) обчислення характеристичних векторів u_i квадратних матриць, побудованих за співвідношеннями (3.8), за ітераційною процедурою (3.12).
- 4) синтез зображення зменшеної P3.

Зазначені перші три частини послідовно застосовують до всіх рядків матриць I_1 та I_2 для зменшення розмірів заданого зображення по висоті. Тоді при вхідних матрицях I_1 та I_2 синтезуємо матрицю зменшеного у два рази зображення. Формула

(3.29) ілюструє синтез зменшеного у два рази за напрямом i зображення.

$$I^{(\frac{1}{2})} = \frac{1}{4} \begin{pmatrix} \sum_{j=1}^2 (c_{j,1,1} + y_{j,1,1}) & \dots & \sum_{j=1}^2 (c_{j,1,l} + y_{j,1,l}) \\ \sum_{j=1}^2 (c_{j,3,1} + y_{j,3,1}) & \dots & \sum_{j=1}^2 (c_{j,3,l} + y_{j,3,l}) \\ \dots & \dots & \dots \\ \sum_{j=1}^2 (c_{j,h,1} + y_{j,h,1}) & \dots & \sum_{j=1}^2 (c_{j,h,l} + y_{j,h,l}) \end{pmatrix}. \quad (3.29)$$

Розмірність матриці $I^{(\frac{1}{2})}$ буде такою: $\dim I^{(\frac{1}{2})} = (h\%2) \times l$.

Надалі процедура зменшення виконується над зменшеними зображеннями $I_1^{(0.5)}$, $I_2^{(0.5)}$ чи $I^{(0.5)}$ доти, доки змінна m не досягне необхідного значення зменшення за М.3.1.2 із вхідними зображеннями $I_1^{(0.5)}$, $I_2^{(0.5)}$ чи $I^{(0.5)}$ та матричними операторами (3.24) та (3.27), побудованими без операції кросинговеру.

М.3.2.1 та М.3.2.2 визначаються тим, що операція кросинговеру у них виконується один раз на послідовному збільшенні (чи зменшенні) зображення до необхідних значень коефіцієнта передискретизації. Це дає можливість уникнути виконання операції кросинговеру на кожному етапі i , ти самим, зменшити обчислювальні витрати. Проте для підвищення якості передискретизації пропонується модифікувати М.3.2.1 та М.3.2.2.

М.3.3.1 – базується на М.3.2.1. Суть модифікації полягає у тому, що операція кросинговеру виконується на кожному етапі процедури збільшення до тих пір, доки m не досягне необхідного значення. Це означає, що за умови збільшення у 16 разів ($m = 16$), операція кросинговеру повинна виконуватись і в усіх попередніх значеннях m : 2, 4, 6... .

М.3.3.2 – базується на М.3.2.2. Суть модифікації полягає у тому, що операція кросинговеру виконується на кожному етапі процедури зменшення до тих пір, доки m не досягне необхідного значення. Це означає, що за умови зменшення, наприклад, у 8 разів ($m = 1/8$), операція кросинговеру повинна виконуватись і в усіх попередніх

значеннях m : $1/2, 1/4, \dots$.

3.3.3. Автоматичне визначення коефіцієнта кросинговеру

Якість розв'язку задачі НРЗ за описаним у 3.3.2 методом залежить від значення коефіцієнта кросинговеру (3.19). У більшості практичних випадків значення k підбирається емпіричним шляхом. Проте в процесі дисертаційних досліджень виявлена можливість автоматизувати вибір оптимального значення коефіцієнта операції кросинговеру (3.19).

Для розроблення процедури автоматичного визначення k використаємо підхід до побудови оптимізаційного критерію запропонований в [26], який базується на континуумі мір подібності Сьомкіна [36]:

$$K_{\tau, \iota}(I, I_{\text{ет}}) = \left(\frac{K_{\tau, \iota}(I | I_{\text{ет}}) + K_{\tau, \iota}(I_{\text{ет}} | I)}{2} \right)^{\frac{1}{\iota}}; -1 < \tau < \infty, -\infty < \iota < \infty. \quad (3.30)$$

де τ – міра близькості сусідніх об'єктів за Колмогоровим [16]; $\iota \in \{+\infty, 1, 0, 1, -\infty\}$ – елемент вказаної впорядкованої множини, який визначає одну із використовуваних мір подібності. Наприклад, при $\tau = 0, \iota = 1$ отримуємо міру Кульчинського $K_{0,1}$ [96].

Подібно до [26] пропонується така критеріальна ознака оптимізаційної задачі:

$$K_{\Sigma}(k) = \frac{1}{6} \left(\sum_{i \in \{-\infty, -1, 0, 1, +\infty\}} K_{i, +\infty}(k) + K_{1, -1}(k) \right), \quad (3.31)$$

де $K_{0,1}, K_{0,0}, K_{0,-1}, K_{0,-\infty}, K_{0,+\infty}, K_{1,-1}$ – відповідно міри Кульчинського [96], Отіаї [111], Соренсена [141], Брауна-Бланке [63], Шимкевича-Сімпсона [130, 140], Жаккарда [35]. У випадку існування $I^{(2)}$ та еталонного збільшеного у два рази зображення $I_m^{(2)}$ ці міри за [35, 63, 96, 111, 130, 141] при фіксованому значенні коефіцієнта k записуються так:

$$\begin{aligned}
K_{0,0}(I^{(2)}, I_{\text{er}}^{(2)}) &= \frac{\Xi(I^{(2)} \cap I_{\text{er}}^{(2)})}{\sqrt{\Xi(I^{(2)})\Xi(I_{\text{er}}^{(2)})}}; & K_{0,+\infty}(I^{(2)}, I_{\text{er}}^{(2)}) &= \frac{2\Xi(I^{(2)} \cap I_{\text{er}}^{(2)})}{\Xi(I^{(2)}) + \Xi(I_{\text{er}}^{(2)}) - |\Xi(I^{(2)}) - \Xi(I_{\text{er}}^{(2)})|}; \\
K_{0,1}(I^{(2)}, I_{\text{er}}^{(2)}) &= \frac{\Xi(I^{(2)} \cap I_{\text{er}}^{(2)})}{\Xi(I^{(2)}) + \Xi(I_{\text{er}}^{(2)}) - 2\Xi(I^{(2)} \cap I_{\text{er}}^{(2)})}; & K_{0,-1}(I^{(2)}, I_{\text{er}}^{(2)}) &= \frac{2\Xi(I^{(2)} \cap I_{\text{er}}^{(2)})}{\Xi(I^{(2)}) + \Xi(I_{\text{er}}^{(2)})}; \\
K_{1,-1}(I^{(2)}, I_{\text{er}}^{(2)}) &= \frac{\Xi(I^{(2)} \cap I_{\text{er}}^{(2)})}{\Xi(I^{(2)} \cup I_{\text{er}}^{(2)})}; & K_{0,-\infty}(I^{(2)}, I_{\text{er}}^{(2)}) &= \frac{\Xi(I^{(2)}) + \Xi(I_{\text{er}}^{(2)}) - 2\Xi(I^{(2)} \cap I_{\text{er}}^{(2)}) + |\Xi(I^{(2)}) - \Xi(I_{\text{er}}^{(2)})|}{\Xi(I^{(2)}) + \Xi(I_{\text{er}}^{(2)}) + |\Xi(I^{(2)}) - \Xi(I_{\text{er}}^{(2)})|},
\end{aligned}$$

де Ξ - оператор визначення розмірності множини. Зазначимо, що для зручності практичного використання замість міри Брауна Бланке $K_{0,\infty}$ обрано двоїсту їй міру Ютцева [10].

Вибір саме цих коефіцієнтів для побудови критеріальної ознаки (3.31) обумовлений топологічною еквівалентністю цих мір.

Тоді оптимізаційну задачу для вибору оптимального значення коефіцієнта операції кросинговеру ($\text{opt}(k)$) можна записати так:

$$\text{opt}(k) = \arg \max_{k \in [0,1]} K_{\Sigma}(k). \quad (3.32)$$

Варто звернути увагу на те, що експериментально було встановлено, що оптимізаційну задачу досить розв'язати лише на одному із етапів послідовного збільшення в задачі надвисокої РЗ. Отримане значення, буде оптимальним, або близьким до оптимального на усіх решта етапах розв'язання задачі.

3.3.4. Аналіз експериментальних результатів

Практична реалізація М.3.2.1-3.3.2 дозволила провести набір експериментів, які на практиці підтвердили ефективність розроблених методів.

На початку розглянемо результати експериментів практичної реалізації М.3.2.1.

Для проведення експериментів використовувались два вхідних зображення. Перше з них наведено на рис. 3.1, а друге – в додатках на рис. В.2. У додатках для наочності наведена збільшена копія. Збільшеність оригіналу другого зображення

використовувалась для демонстрації зашумленості і зміни контрасту вхідного зображення. Це практично найгірший випадок вхідних даних у задачі передискретизації на основі двох зображень. Демонстрація вхідних зображень різної якості наведена на рис.3.6.

а) фрагмент I_1 б) фрагмент I_2

Рисунок 3.6 – Фрагменти вхідних зображень

Обидва вхідних зображення мають однакові характеристики: тип – 2-байтовий, напівтоновий (grayscale), розмірність – 231×199 пікселів. Значення коефіцієнта кросинговеру: $k = 0.7$. Таке значення отримане в результаті вирішення оптимізаційної задачі (3.32) на зображенні $I^{(2)}$ при $m = 2$ і значенні кроку 0.1 на інтервалі $]0; 1[$. Результати вирішення задачі (3.22) наведено на рис. 3.7.

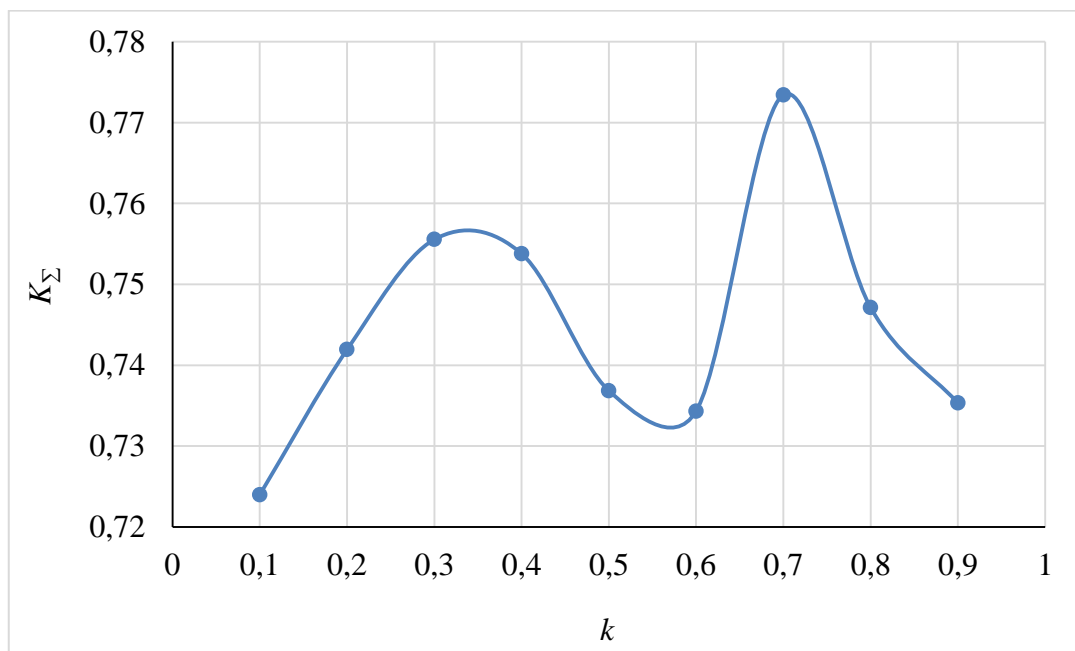


Рисунок 3.7 – Залежність оптимізаційного критерію від значень коефіцієнта операції кросинговеру для передискретизації зображень отриманих за М.3.2.1

На рис. 3.8 наведено фрагменти збільшених в 16 разів зображень. Тут:

- 1) 3.8а – фрагмент еталонного збільшеного зображення
- 2) 3.8б – фрагмент збільшеного за М.3.2.1 зображення $I_1^{(m)}$.
- 3) 3.8в – фрагмент збільшеного зображення $I^{(m)}$ за методом синтезу (3.28) і М.3.2.1.
- 4) 3.8г – фрагмент збільшеного за М.3.2.1 зображення $I_2^{(m)}$.

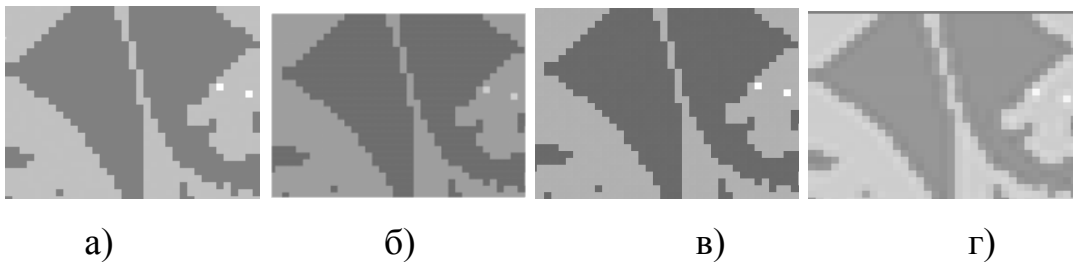


Рисунок 3.8 – Фрагменти збільшених в 16 разів зображень

Для порівняння використаємо передискретизоване зображення за методом бікубічної інтерполяції, фрагмент якого наведено рис. 3.5б.

Вже візуальне порівняння цих фрагментів дозволяє констатувати, що синтез передискретизованих зображень за формулою (3.28) демонструє найкращі результати збільшення. Проте варто відзначити незначне падіння контрасту на збільшеному зображенні $I^{(m)}$. Цей недолік обумовлений накопиченням похибки матрицею дивергенцій в процесі передискретизації. Проте, він не дуже суттєвий, оскільки таке падіння контрасту нівелюється найпростішими фільтрами.

На збільшеному зображенні $I_1^{(m)}$ в процедурі передискретизації при коефіцієнті $m = 16$ вже починають проявлятися ефекти піксеалізації, подібні до отриманих в результаті бікубічної інтерполяції. А рівень зашумленості вхідного зображення I_2 суттєво зріс на збільшеному зображенні $I_2^{(m)}$.

На рис. 3.9 та рис. В.4, подібно до рис.3.3 і 3.4, наведено залежності PSNR та $|\text{grad}(\text{PSNR})|$ для різних зображень $I_1^{(m)}$, $I_2^{(m)}$ та $I^{(m)}$. А в таблиці В.2 – чисельні значення PSNR. Для зручності аналізу на рис. В.3 ці залежності виведені окремо у

більшому масштабі.

Наведені залежності підтверджують, отриманий у 3.2.4 ефект існування трьох проміжків на інтервалі збільшення. Проте характеристики цих інтервалів у випадку використання М.3.2.1 мають суттєві відмінності:

- 1) границі інтервалів не збігаються, що підтверджує загальний характер існування цих інтервалів, а не їх кількісний;
- 2) найбільші скачки градієнт PSNR має на зашумлених вхідних зображеннях;
- 3) найбільш гладким градієнт PSNR є у випадку синтезу зображень за формулою (3.28);
- 4) у випадку синтезованого зображення за (3.28) найбільшими є також значення PSNR, що підтверджує найвищу якість отриманого зображення і підтверджує ефективність методу. Із зростанням коефіцієнта збільшення найбільше якість передискретизації зменшується у випадку зашумленого вхідного зображення.

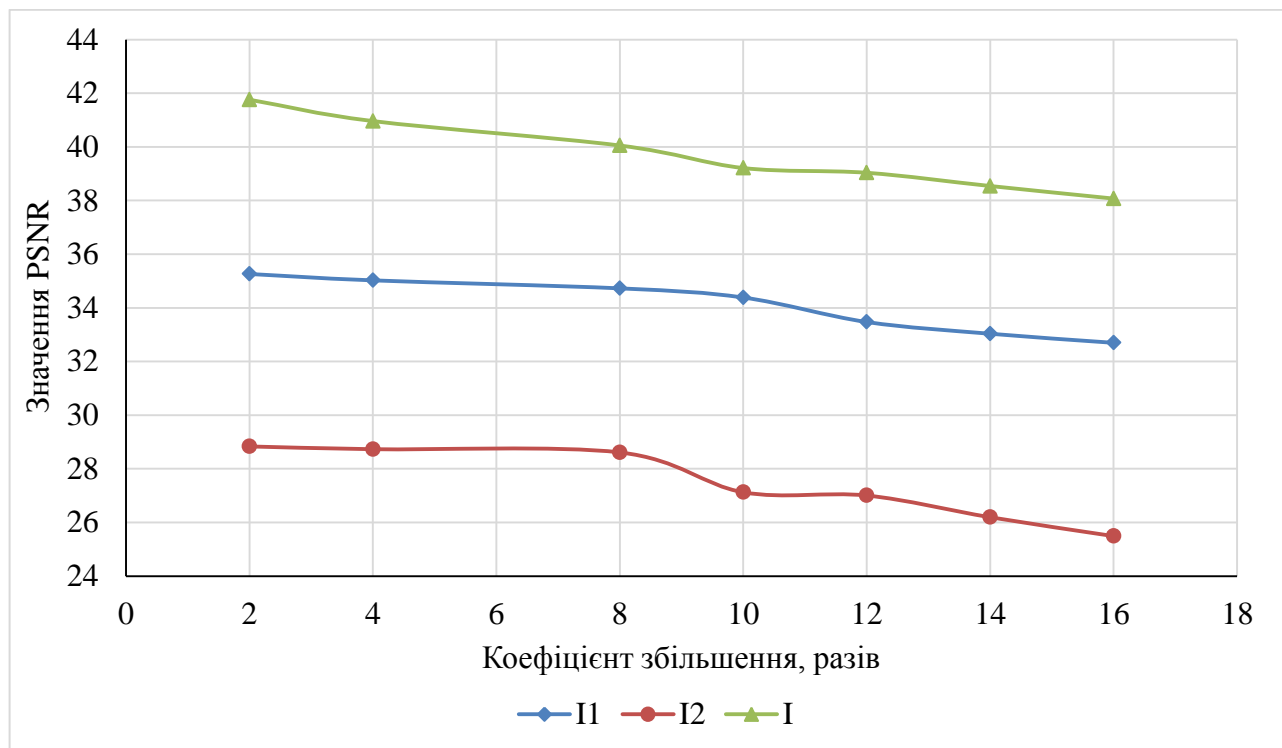


Рисунок 3.9 – Залежності PSNR від коефіцієнта збільшення для зображень $I_1^{(m)}$, $I_2^{(m)}$ та $I^{(m)}$, отримані за М.3.2.1

Зазначимо, що за значенням PSNR передискретизація за М.3.2.1 демонструє вищі результати ніж передискретизація за М.3.1.1.

Практична реалізація М.3.2.1 при вхідних зображеннях рис.3.1 та рис.В.2 продемонструвала вищі результати ніж у випадку М.3.1.1.

На рис.3.10, подібно до 3.9, наведено графіки залежності співвідношення сигнал/шум для зображень отриманих внаслідок вирішення задачі надвисокої РЗ за алгоритмом 3.3.1 при тому ж значенні коефіцієнта операції кросинговеру. У таблиці В.3 наведено чисельні значення PSNR, а на рис. В.5 та рис.В.6 графіки, подібні до графіків, які наведені на рис.В.4 та рис.В.3 і отримані в результаті практичної реалізації М.3.2.1.

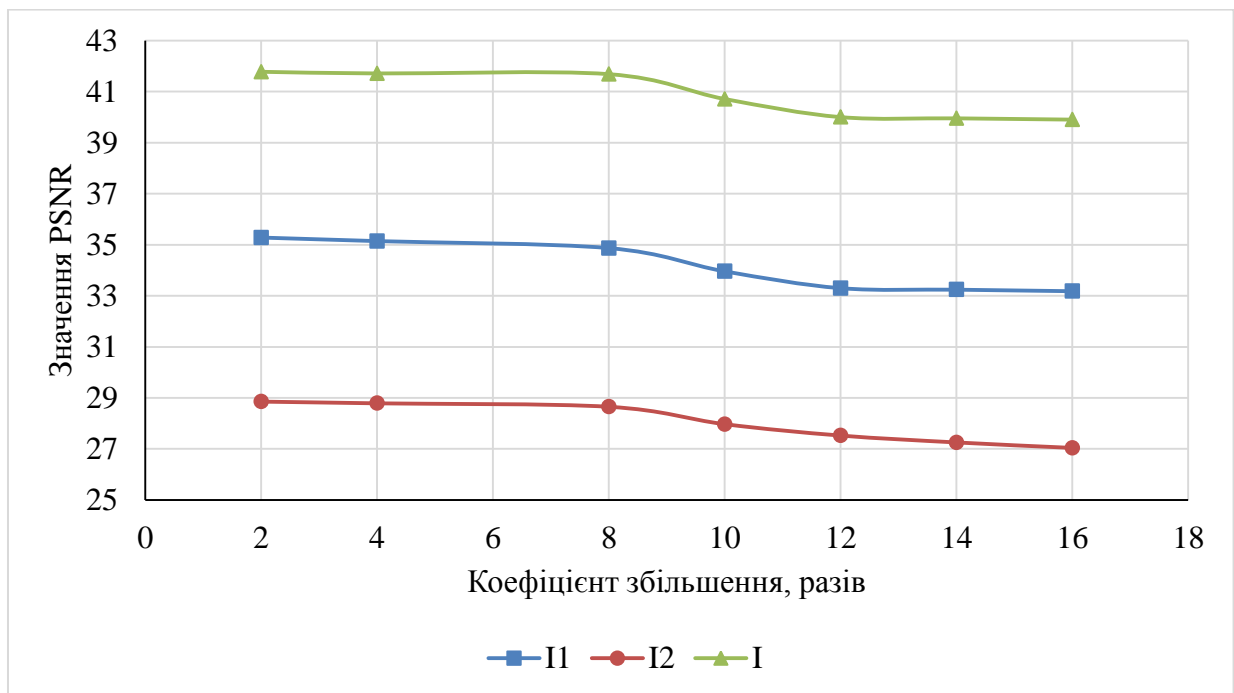


Рисунок 3.10 – Залежності PSNR від коефіцієнта збільшення для зображень $I_1^{(m)}$,

$I_2^{(m)}$ та $I^{(m)}$, отримані за М.3.3.1

Загальні висновки отримані при аналізі роботи М.3.2.1 мають місце і у випадку роботи М.3.3.1. Тому виокремлено лише нові характеристики.

Отримані результати роботи М.3.3.1, засвідчують зростання значення PSNR у порівнянні із результатами роботи М.3.1.1 та М.3.2.1. Це засвідчує більшу

ефективність роботи М.3.3.1 у порівнянні із цими методами.

Для наочності цієї тези на рис.3.11 наведено порівняльну діаграму значень PSNR, отриманих за різними методами. Для випадків використання М.3.2.1 та М.3.3.1 для порівняння вибирались значення PSNR синтезованих зображень, оскільки за якістю передискретизації у кожному випадку вони були найкращими для цих алгоритмів.

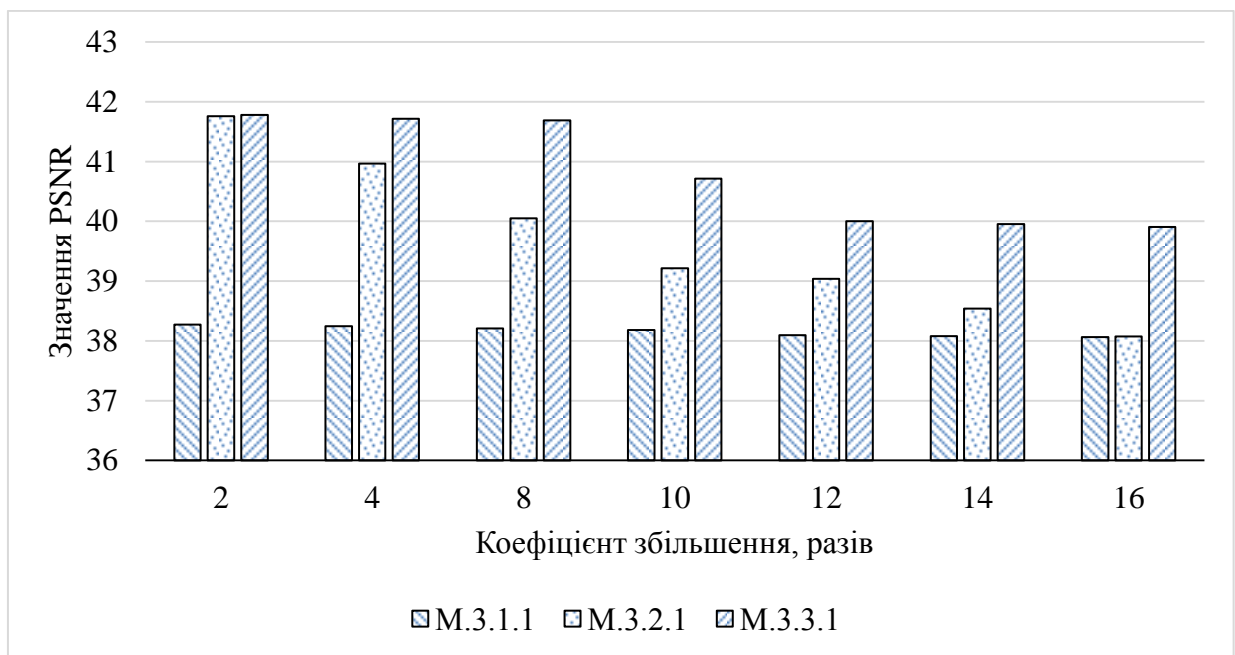


Рисунок 3.11 – Діаграма порівняння залежності значень PSNR від коефіцієнта збільшення, отримані у результаті передискретизації за різними методами

Аналіз цієї діаграми дозволяє констатувати, що при малих значеннях коефіцієнта збільшення М.3.2.1 забезпечує якість передискретизації, співмірну із якістю М.3.3.1. Проте при зростанні значення коефіцієнта збільшення якість передискретизації наближається до якості передискретизації за М.3.1.1.

Проте на відміну від М.3.2.1, ресурсні витрати М.3.3.1 є більшими. Це зумовлено необхідністю роботи процедури кросинговеру на кожному етапі процедури передискретизації. Більше того, аналіз графіків, наведених на рис.3.4 та 3.5 засвідчує, що рівень гладкості кривої PSNR є вищий саме у випадку М.3.2.1.

3.3.5. Використання агрегатного оператора дивергенцій для розв'язання задачі надвисокої роздільної здатності

Нехай задано вхідні зображення $I_1 = [c_{1i,j}]_{i=1..h}^{j=1..l}$ та $I_2 = [c_{2i,j}]_{i=1..h}^{j=1..l}$, побудована із них за (3.19) чи (3.20), матриця \tilde{I} . Тоді замість оператора (3.22)-(3.24) (або (3.25)-(3.27)) побудуємо агрегатний оператор дивергенцій. Для цього матрицю A_i (3.23) з (3.22), на відміну від [26], запишемо так:

$$A_i = \frac{1}{\max_{\substack{i \in [1,h] \\ j \in [1,h]}}(\tilde{c}_{i,j})} \begin{pmatrix} \dot{c}_{i,1} & \dots & \dot{c}_{i,1} \\ \dots & \dots & \dots \\ \dot{c}_{i,l} & \dots & \dot{c}_{i,l} \end{pmatrix}; \quad \dot{c}_{i,j} = \frac{1}{j} \left(\sum_{x=1}^j \tilde{c}_{i,x} \right), \quad (3.33)$$

При цьому представлення (3.24) залишається без змін.

У випадку оператора (3.25), матриця A_j (3.26) матиме такий вигляд:

$$A_j = \frac{1}{\max_{\substack{i \in [1,h] \\ j \in [1,h]}}(\tilde{c}_{i,j})} \begin{pmatrix} \ddot{c}_{j,1} & \dots & \ddot{c}_{j,1} \\ \dots & \dots & \dots \\ \ddot{c}_{j,h} & \dots & \ddot{c}_{j,h} \end{pmatrix}; \quad \ddot{c}_{j,i} = \frac{1}{i} \left(\sum_{x=1}^i \tilde{c}_{x,j} \right). \quad (3.34)$$

Визначальною характеристикою матриць (3.33) та (3.34) є накопичення відхилень (дивергенцій) відносно початку вхідного вектора по зростанню індексів елементів матриць A_i чи A_j .

Розв'язок задачі (3.12) з оператором задачі (3.24) (або (3.27)) використовується для розв'язання задачі надвисокої РЗ у випадку використання операції кросинговеру. Оскільки вхідними у цьому випадку є два зображення I_1 та I_2 , то існує принаймні два розв'язки задачі передискретизації. Їх побудова визначається (3.14) та (3.16). При цьому на вході будуть використовуватись I_1 та I_2 відповідно.

Опишемо коротко методи передискретизації М.3.4.1 та М.3.4.2, побудовані на основі використання оператора (3.33)

Збільшення РЗ. М.3.4.1 – базується на М.3.3.1. Суть модифікації полягає у

тому, що замість оператора дивергенцій (3.22) (чи (3.25)) в М.3.3.1, пропонується використання агрегатного оператора дивергенцій (3.33). Операція кросинговеру, подібно до ,3.3.1 повинна виконуватись на усіх кроках процедури збільшення.

Зменшення РЗ. М.3.4.2 – базується на М.3.3.2. Суть модифікації полягає у тому, що, замість оператора дивергенцій (3.22) (чи (3.25)) в М.3.3.2 також пропонується використання агрегатного оператора дивергенцій (3.33) (чи 3.34). Подібно до попередніх методів операція кросинговеру повинна також виконуватись на кожному етапі процедури зменшення.

Рис.3.12-3.14, В.7, В.8 та таблиця В.4 демонструють результати практичних експериментів, отриманих в результаті передискретизації пари вхідних рисунків I_1 (рис.3.1) та I_2 (рис. В.2) при використанні програмної реалізації М.3.4.1. Для їх отримання, подібно до випадку М.3.3.3, на початку (при $m = 2$) розв'язувалась оптимізаційна задача (3.32), результати якої наведено на рис. 3.12. Завдяки розв'язанню задачі (3.32) визначено коефіцієнт операції кросинговеру (3.19): $k = 0,6$.

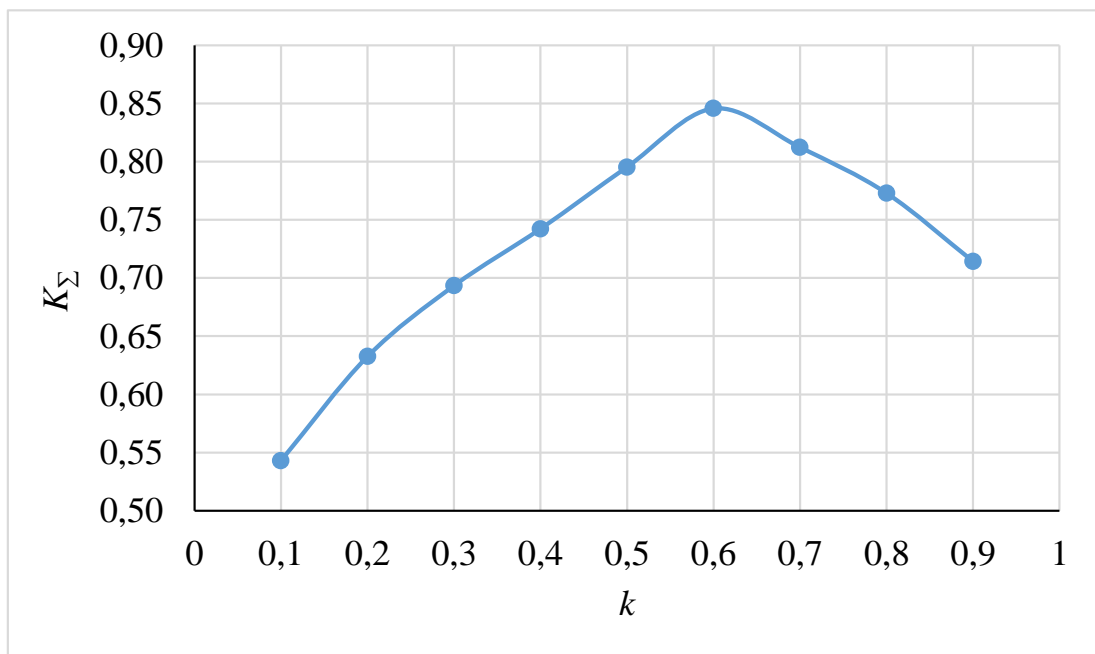


Рисунок 3.12 – Залежність оптимізаційного критерію від значень коефіцієнта операції кросинговеру для передискретизації зображень отриманих за М.3.4.1

На рис.3.13, В.7, В.8 наведено залежності PSNR, отримані в результаті

передискретизації вхідних зображень I_1, I_2 та при синтезі зображення $I^{(m)}$.

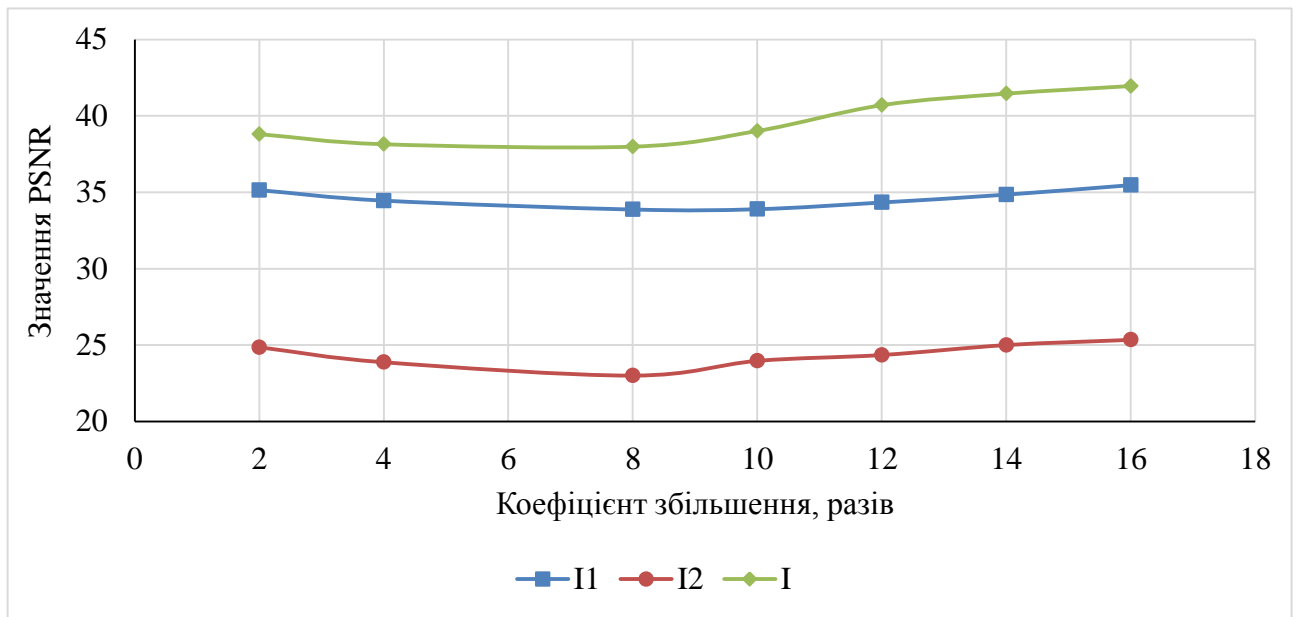


Рисунок 3.13 – Залежності PSNR від коефіцієнта збільшення для зображень $I_1^{(m)}$, $I_2^{(m)}$ та $I^{(m)}$, отримані за М.3.4.1

Як і у випадках М.3.2.1 та М.3.3.1 найкращі результати передискретизації отримані на синтезованому зображенні $I^{(m)}$. При цьому слід відзначити суттєве зростання значення PSNR (в контексті визначення ефективності методу) у порівнянні із усіма розробленими алгоритмами. Проте варто відзначити, що характер зміни PSNR є зовсім інший, аніж у випадках М.3.1.1-М.3.3.1. На відміну від попередніх випадків три ділянки зміни PSNR у випадку М.3.4.1 визначають інтервали падіння, зростання та насичення значення PSNR (тобто зростання із меншим градієнтом). Гладкість зміни PSNR (рис. В.8) є нижчою ніж у випадку М.3.1.1 (рис. 3.4) та М.3.3.1 (рис. В.5), але вищою ніж у випадку М.3.2.1 (рис. В.4).

Основним практичним недоліком М.3.4.1 є найбільша обчислювальна складність серед усіх розроблених алгоритмів. Проте значне зростання PSNR може стати основним аргументом на користь практичного виростання процедур передискретизації, побудованих на основі М.3.4.1.

Найкраще кількісні характеристики ефективності М.3.4.1 демонструє

порівняльна діаграма наведена на рис.3.14.

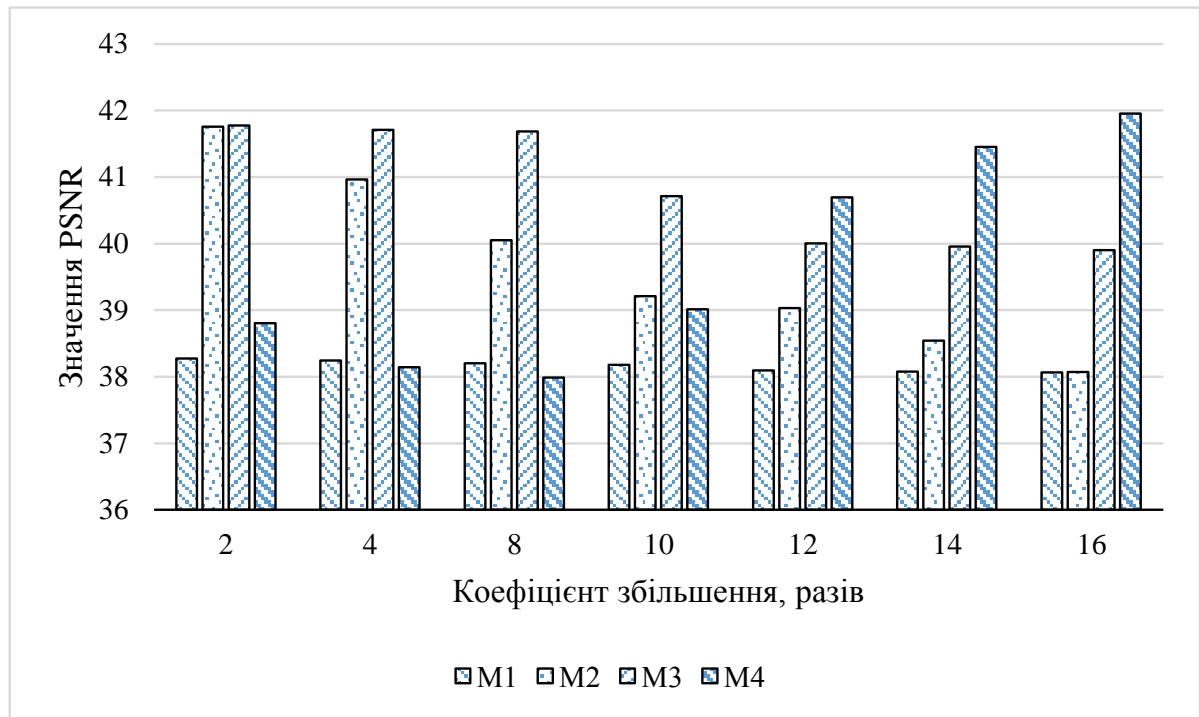


Рисунок 3.14 – Діаграма порівняння залежності значень PSNR від коефіцієнта збільшення, отримані у результаті передискретизації за М.3.1.1-М.3.4.1

За цією діаграмою можна констатувати, що при малих значеннях коефіцієнта збільшення ($m < 10$) використання агрегатного оператора не є виправданим, оскільки значення PSNR, М.3.2.1, 3.3.1 є значно вищими. Значення PSNR М.3.4.1 починають перевищувати значення PSNR усіх розроблених алгоритмів лише при $m > 10$. Очевидно, що точне значення точки перегину $m = 10$ на користь М.3.4.1 у процесі порівняння ефективності розроблених алгоритмів отримано для заданих зображень I_1 та I_2 . Проте експерименти з іншими зображеннями в загальному випадку підтвердили, що для інших зображень ця точка буде все рівно знаходитись в околі значення 10.

3.4. Висновки до розділу 3

1. Запропоновано новий метод надвисокої РЗ зображень для випадку одного зображення на основі псевдообертання виродженого матричного оператора

відносних симетричних мір конвергенції. Завдяки псевдообертанню цього оператора вдалось виділити характеристики, які можуть бути використані як для розв'язанні задачі збільшення РЗ так і для інших задач інтелектуального аналізу в системах штучного інтелекту, які ґрунтуються на засадах комп'ютерного зору.

2. Розроблений метод надвисокої РЗ на основі псевдообертання виродженого матричного оператора відносних симетричних мір конвергенції забезпечує високу ефективність передискретизації за критерієм на основі PSNR і характеризується зменшення артефактів, які притаманні різним видам інтерполяції при їх використанні в задачах передискретизації.
3. Запропоновано новий метод надвисокої РЗ зображень для випадку двох зображень на основі сумісного використання операції кросинговеру та псевдообертання виродженого матричного оператора дивергенцій. Використання цього оператора у випадку двох зображень суттєво підвищує якість передискретизації і мінімізує обчислювальні витрати в практичних реалізаціях алгоритмів, побудованих на основі цього методу.
4. Удосконалення методу на основі псевдообертання матричного оператора дивергенцій дає можливість підвищити ефективність передискретизації при незначному зростанні обчислювальних витрат навіть у випадках зашумлених зображень. Незначні зменшення контрасту не є суттєвим недоліком, оскільки можуть бути нівельовані будь-якими фільтрами вирівнювання контрасту.
5. У практичний спосіб виявлена закономірність зміни значення PSNR від значення коефіцієнта збільшення на мінімальному проміжку передискретизації дозволяє прогнозувати рівень зашумленості в задачах надвисокої РЗ для автоматизованого вибору найоптимальнішого методу зміни РЗ.
6. Використання агрегатного оператора дивергенцій забезпечує найвищу якість передискретизації в задачах надвисокої РЗ для випадку двох зображень при значеннях коефіцієнта збільшення, які перевищують значення 10.
7. Запропонований інтегральний критерій, побудований на основі континууму

мір подібності Сьомкіна, дозволяє автоматизувати визначення оптимального значення кросинговеру для задачі надвисокої РЗ у випадку двох зображень.

8. Синтез зображень надвисокої роздільної в процесі передискретизації з використанням оператора дивергенцій та агрегатного оператора характеризується існування фільтраційних можливостей, оскільки дозволяє усувати розмиття контурів, які існують хоча б на одному із вхідних зображень.
9. Усі розроблені в розділі 3 методи надвисокої РЗ характеризуються стійкістю до негативного впливу піксеалізації передискретизованих зображень.

РОЗДІЛ 4. ПРОГРАМНО-АПАРАТНА РЕАЛІЗАЦІЯ МЕТОДІВ ЗАБЕЗПЕЧЕННЯ НАДВИСОКОЇ РОЗДІЛЬНОЇ ЗДАТНОСТІ ЗОБРАЖЕНЬ

У цьому розділі описується програмна реалізація розроблених в дисертаційній роботі методів забезпечення надвисокої роздільної здатності зображень. Окрім цього, у розділі міститься опис структур, компонентів та режимів роботи розробленої апаратної реалізації пристроїв попередньої обробки вихідних зображень. До них відносяться два розроблені та запатентовані пристрої медіанної фільтрації, перший з яких, одновимірний, різняється з поміж аналогів пришвидшеною швидкодією, а другий – двовимірний – розширеними функціональними можливостями.

4.1. Загальна архітектура програмного рішення

Основу програмної реалізації складає інкапсуляція набору усіх розроблених у роботі методів. Розроблена архітектура програмних засобів забезпечення НРЗ зображень із флуктуаційною функцією інтенсивності ґрунтується на концепції Модель-Вид-Контролер. Використання такої концепції забезпечує можливість швидкої зміни та вдосконалення прикладних програмних засобів, а також відокремлення функціоналу від вхідних даних. Основною вимогою до програмної реалізації є швидка і ефективна обробка вхідного зображення. У відповідності до цього побудова програмного рішення повинна ґрунтуватись на таких принципах:

- Багатопотоковість, суть якої полягає в розпаралелюванні виконання процесів передискректизації та фільтрації між різними потоками програмного рішення, що забезпечує стійкість функціонування прикладного додатка та пришвидшує виконання розв'язання задачі в цілому. Використання багатопотоковості вважається найоптимальнішим архітектурним рішенням для реалізації моделі MVC.
- Об'єктно-орієнтований підхід, використання якого забезпечує проектування програмного рішення у вигляді єдиного топологічного образу (ієрархії класів) і дозволяє повторне використання типованих сутностей при

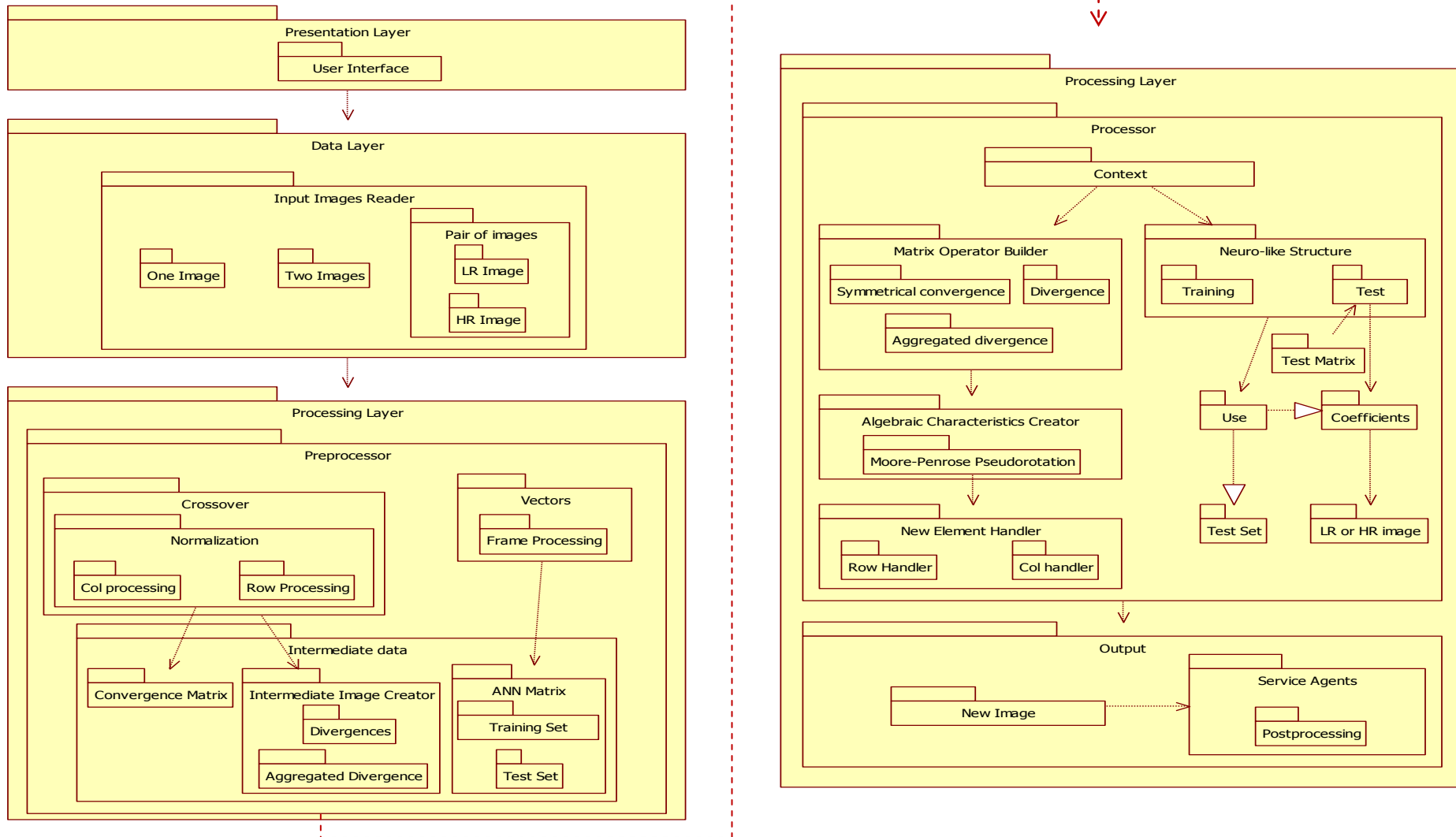


Рисунок 4.1 – Загальна архітектура програмного рішення

розробленні нових чи алгоритмічній реалізації прикладного функціоналу.

- Динамічне управління ресурсами, використання якого дозволяє забезпечити оптимальний розподіл обчислювальних ресурсів в узгодженій взаємодії із системним планувальником потоків операційного середовища Win32s.

У програмній реалізації розробленої архітектури використано об'єктно-орієнтований підхід і сучасні програмні бібліотеки (наприклад, `openCV` та ін.). Використання об'єктно-орієнтованого підходу забезпечило можливість доповнення програмних засобів необхідними модулями, розробленими на основі принципу повторного використання коду базових структур для виконання різноманітних прикладних функціональностей задачі НРЗ, а додаткові бібліотеки – зменшення часу розроблення та розширення функціональних можливостей. Загальну архітектуру програмного рішення наведено на рис. 4.1. у вигляді діаграми пакетів. Кроки виконання операцій забезпечення НРЗ зображень відповідає методологіям, описаним у другому та третьому розділах. Кожна з них виконується для вхідного зображення у відповідності до обраного методу.

4.1.1. Опис прикладних функціоналів

Алгоритми розроблених у дисертаційній роботі методів забезпечення НРЗ зображень реалізовано в середовищі `MATLAB` у вигляді динамічної бібліотеки і використовуються в основному програмному рішенні як технологія `Plug And Play`. Це пояснюється рядом причин, зокрема: 1) простота реалізації; 2) наявність існуючих методів обробки зображень; 3) зручність роботи з великою бібліотекою існуючих алгебраїчних методів роботи із матрицями.

Загальна архітектура програмного рішення містить декілька модулів, кожен з яких реалізує певний функціонал, необхідний для комплексного розв'язання задачі забезпечення НРЗ зображень. Модуль `Data Layer` містить набір функцій для роботи із зображеннями (завантаження, вивід на екран, тощо). Модуль `Processing Layer` складається з двох частин – `Preprocessing` та `Processing`. Модуль `Preprocessing` – містить набір класів для підготовки зображення чи зображень для процесу передискретизації за обраним користувачем методом. Така підготовка включає нормаліза-

ацію зображень, поділ на фрейми, формування матриці навчальних даних тощо. В модулі Processing відбувається безпосередньо процес передискретизації згідно обраного користувачем методу. Модуль Output відповідає за вивід результатів роботи методу користувачу, а також містить деякі додаткові можливості, необхідні для оцінки результатів роботи методу.

Слід відзначити, що методи надвисокої РЗ зображень у MATLAB реалізовано у алгоритмічній формі. Цей спосіб написання коду обрано для можливості спрощення перекладу програмного коду на інші алгоритмічні мови.

В подальшому, програмна реалізація розроблених методів надвисокої РЗ реалізована на мові C#.

4.2. Реалізація апаратних засобів процедур попередньої обробки зображень

Серед великої чисельності процедур післяобробки вихідних зображень підвищеної роздільної здатності обрано медіанний фільтр. Цей вибір обумовлений тим, що порівняно з лінійною, медіанна фільтрація добре згладжує імпульсний шум та зберігає різкі перепади флюктуаційної функції інтенсивності зображень [50]. Програмна реалізація алгоритмів післяобробки зображень характеризується з одного боку низькою швидкістю, а з іншого - гнучкістю щодо модифікації. Апаратна реалізація [50] дозволяє реалізовувати алгоритми з максимальною швидкістю та скоротити витрати на створення та експлуатацію програм. Саме тому для розв'язання поставлених у роботі завдань запропоновано апаратну реалізацію процедур післяобробки зображень, зокрема розроблені пристрої медіанної фільтрації.

Структура пристрою медіанної фільтрації реального часу залежить від частоти надходження чисел і кількості каналів введення. Для підвищення швидкої процесу медіанної фільтрації переважно застосовуються конвеєрні пристрої з паралельною або послідовною реалізацією алгоритмів. Застосування для обчислення медіани повністю паралельних пристроїв є надлишковим. Зменшити надлишковість

можна переходом на потоково-конвеєрні пристрої з послідовною реалізацією алгоритмів [151]. У таких пристроях обчислення медіани зводиться до виконання послідовності операцій попарного порівняння і перестановки чисел. Відомі пристрої медіанної фільтрації [3, 20] характеризуються рядом недоліків [22, 23]. Зокрема, пристрій [3] для своєї реалізації вимагає великих апаратних затрат. Також він має малу швидкодію, яка визначається часом спрацювання $2m+1$ схем порівняння і $2m-1$ елементів "І – АБО". Пристрій [20] має невисоку швидкодію виконання медіанної фільтрації, яка визначається часом спрацювання регістра $t_{РГ}$, схеми порівняння $t_{СП}$, суматора $t_{Сум}$, дешифратора $t_{Деш}$ і мультиплектора $t_{Мульти}$ і обчислюється так:

$$t_{\phi} = t_{РГ} + t_{СП} + t_{Сум} + t_{Деш} + t_{Мульти}, \quad (4.1)$$

де t_{ϕ} - період фільтрації.

Окрім цього, обидва пристрої мають обмежені функціональні можливості. Зокрема, медіанна фільтрація у них виконується тільки у ковзному "вікні" розміром m .

Аналіз методів сортування дає можливість стверджувати, що для потоково-конвеєрної реалізації медіанного фільтру доцільно застосовувати метод сортування вставкою. Його основною перевагою є малий час формування результату [52]. На основі цього підходу розроблено [22] та модифіковано [23] медіанний фільтр, які орієнтовані на НВІС-реалізацію.

4.2.1. Структурна схема та принципи роботи розробленого пристрою медіанної фільтрації зображень

Післяобробка та попередня обробка зображень полягає у застосуванні різноманітних фільтрів до вихідного зразка підвищеної роздільної здатності. Далі, описується розроблений пристрій медіанної фільтрації [22], в якому введення нових елементів і зв'язків між ними забезпечує підвищення швидкодії.

На рис. 4.2 [22, 49] представлена структурна схема пристрою медіанної

фільтрації, на рис. 4.3 наведена структурна схема вузла порівняння, де: 1 – інформаційний вхід; 2 – вхідний регістр; 3 – блок порівняння; 4 – регістри; 5 – вузол порівняння; 6 – вихід медіани; 7 – комутатор; 8 – схема порівняння.

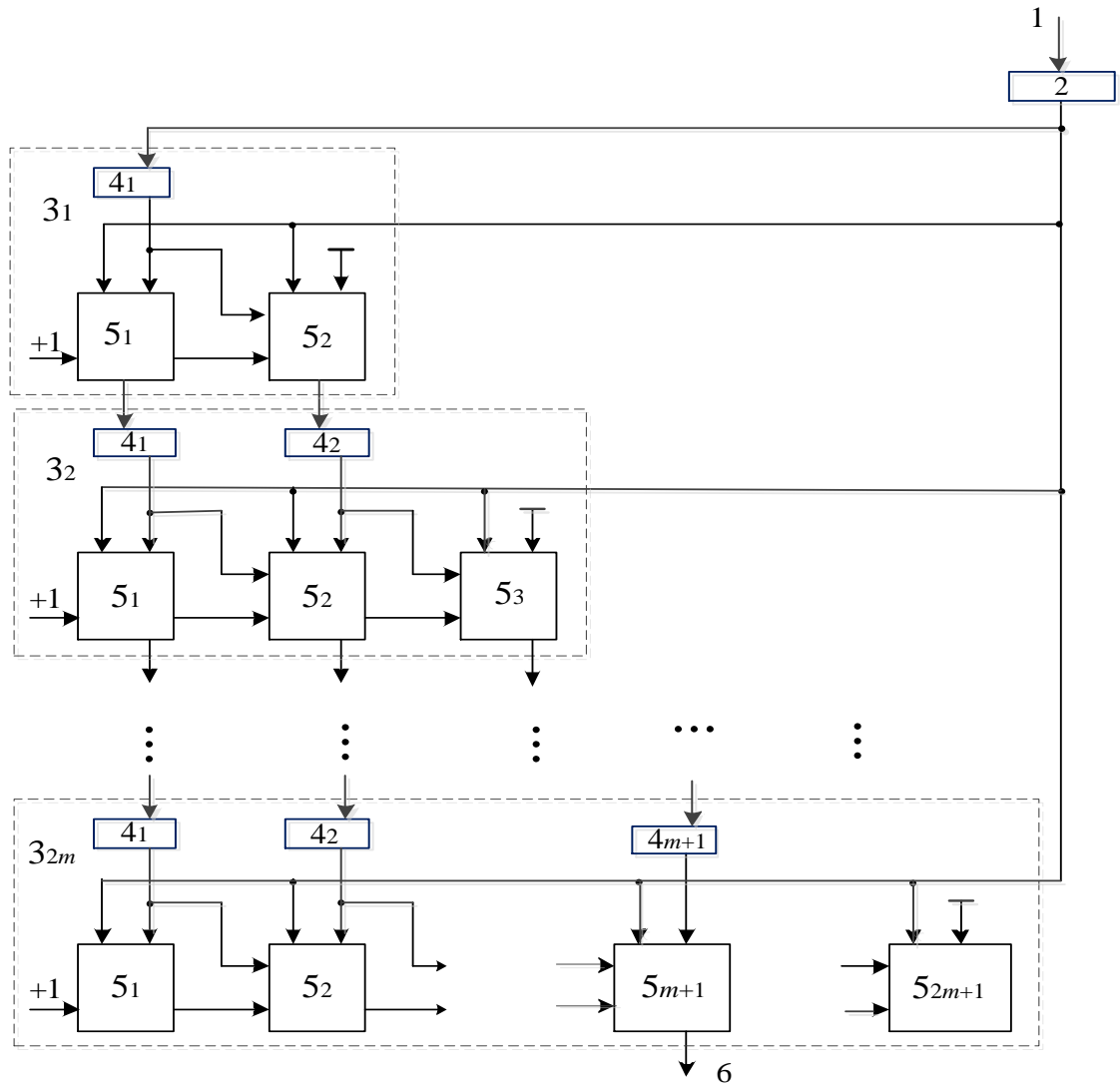


Рисунок 4.2 – Структура схема пристрою медіанної фільтрації

Інформаційний вхід 1 пристрою [22] з'єднаний з входом вхідного регістра 2 , вихід якого з'єднаний з першими входами всіх схем порівняння 8 , другим інформаційним входом комутатора 7 та з входом регістра 4 з першого блоку порівняння 3 , в кожному i -му блоці порівняння 3 вихід j -го регістра 4 ($j=1, \dots, i$) з'єднаний з другим входом схеми порівняння 8 та третім інформаційним входом комутатора 7 і першим входом комутатора 7 ($j+1$) вузла 5 , вхід j -го регістра 4 ($i+1$)

блоку порівняння 3 з'єднаний з виходом комутатора 7 j -го вузла порівняння 5 i -го блоку порівняння 3, вихід комутатора 7 з $(m+1)/2$ вузла порівняння 5 $(m-1)$ блоку порівняння 3 з'єднаний з виходом медіани, в кожному i -му блоці порівняння 3 перший вхід управління комутатора 7 першого вузла порівняння 5 з'єднаний з рівнем лог. «1», в кожному блоці порівняння 3 в $(i+1)$ вузлі порівняння 5 другий вхід схеми порівняння 8 та третій інформаційний вхід комутатора 7 з'єднаний з рівнем лог. «0», в кожному блоці порівняння 3 вихід схеми порівняння 8 j вузла порівняння 5 з'єднаний з другим управляючим входом комутатора 7 даного вузла 3 і першим управляючим входом комутатора 7 $(j+1)$ вузла порівняння 3.

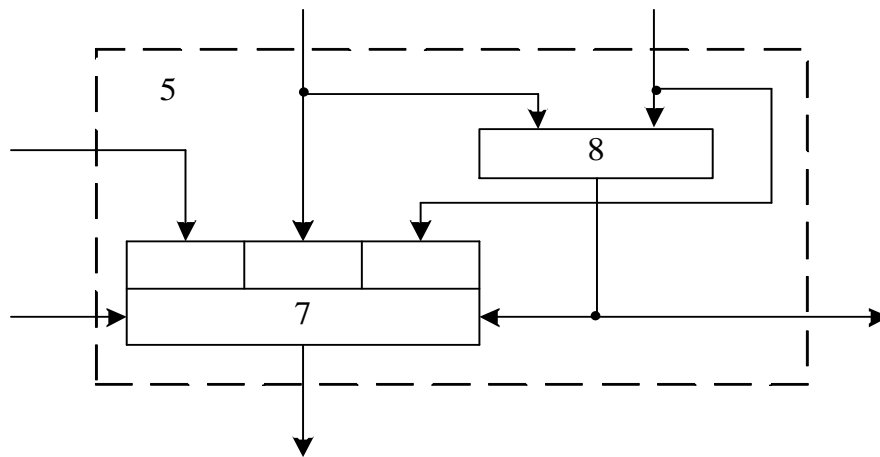


Рисунок 4.3 – Структурна схема вузла порівняння

У розробленому пристрої [22, 49] медіанна фільтрація виконується сортуванням чисел методом вставки у кожному “вікні” розміром m . Процес сортування в пристрої розбитий на $m-1$ етапів, в кожному i -му етапі ($i=1, \dots, m-1$) із i відсортованих елементів шляхом включення нового елемента з виходів регістра 2 формується відсортований масив із $(i+1)$ елементів. Медіанна фільтрація у пристрої здійснюється за конвеєрним принципом, де реалізація кожного i -го етапу виконується i -им блоком порівняння 3_i , який є сходиною конвеєра.

Пристрій медіанної фільтрації працює таким чином [22]. В кожному такті роботи у вхідний регістр 2 записується новий відлік. Число з виходів вхідного регістра 2 поступає на вхід регістра 4 першого блока порівняння 3_1 , на перші входи

усіх схем порівняння 8 і на другі інформаційні входи усіх комутаторів 7. В кожному i -му блоці порівняння 3_i за допомогою схем порівняння 8 виконується порівняння числа з виходів регістра 2 з числами з виходів регістрів 4 даного блоку. Порівняння чисел виконується схемою порівняння 8, яка формує на виході сигнал лог.0 коли число з виходу регістра 2 (перший вхід схеми порівняння) є більшим числа, що надходить на другий вхід, а сигнал лог.1 – у всіх інших випадках.

У кожному i -му блоці порівняння 3_i результати порівнянь з виходів схем порівняння 8 використовуються для управління комутаторами 7. Формування інформації на виході комутатора 7 кожного j -го вузла порівняння 5_j виконується у відповідності з наступною формулою [151]:

$$Км_j = \begin{cases} Рг4_{j-1}, & \text{коли } ВихСП_{j-1} = ВихСП_j = 0 \\ Рг2, & \text{коли } ВихСП_{j-1} = 1, \quad ВихСП_j = 0, \\ Рг4_j, & \text{коли } ВихСП_{j-1} = ВихСП_j = 1 \end{cases} \quad (4.2)$$

де $Км_j$ – вихід комутатора 7 j -го вузла порівняння 5_j , $Рг4_{j-1}$ - вихід регістра 4_{j-1} , $Рг4_j$ - вихід регістра 4_j , $Рг2$ - вихід регістра 2, $ВихСП_j$ – вихід схеми порівняння 8 j -го вузла порівняння 5_j , $ВихСП_{j-1}$ – вихід схеми порівняння 8 $(j-1)$ -го вузла порівняння 5_{j-1} .

За результатами попарних порівнянь в i -му блоці порівняння 3_i здійснюється формування на виходах вузлів порівняння 5_j відсортованого масиву із $(i+1)$ чисел (максимальне число на виході 5_1 , мінімальне – на виході $5_{(i+1)}$).

У наступному такті здійснюється запис нового елемента даних в регістр 2, запис числа із виходів регістра 2 в регістр 4 першого блоку порівняння 5_1 і запис відсортованих масивів з виходів попередніх блоків порівняння в регістри 4 наступних блоків порівняння.

Після m -го такту роботи і кожного наступного такту роботи на виході 6 отримуємо результати медіанної фільтрації.

Додаткове введення вхідного регістра, $(m^2-m)/2-m$ регістрів, а в кожен вузол порівняння комутатора забезпечило підвищення швидкодії фільтрації, шляхом зменшення такту роботи пристрою, який дорівнює [22]:

$$t = t_{\text{РГ}} + t_{\text{СП}} + t_{\text{КМ}}, \quad (4.3)$$

де $t_{\text{РГ}}$ - час запису в реєстр, $t_{\text{СП}}$ - час спрацювання схеми порівняння, $t_{\text{КМ}}$ - час спрацювання комутатора.

4.2.2. Удосконалення апаратної реалізації медіанного фільтра

Описаний вище пристрій має обмежені функціональні можливості - медіанна фільтрація виконується тільки у ковзному “вікні” розміром m , яке складається із непарної кількості елементів [23].

Метою удосконалення є розроблення пристрою медіанної фільтрації, в якому введення нових елементів і зв'язків між ними забезпечило б розширення функціональних можливостей шляхом забезпечення виконання процесу медіанної фільтрації як у ковзному “вікні” розміром m , так і ковзному “вікні” розміром $m \times m$.

На рис. 4.4. [23, 48] представлено структурну схему удосконаленого пристрою медіанної фільтрації.

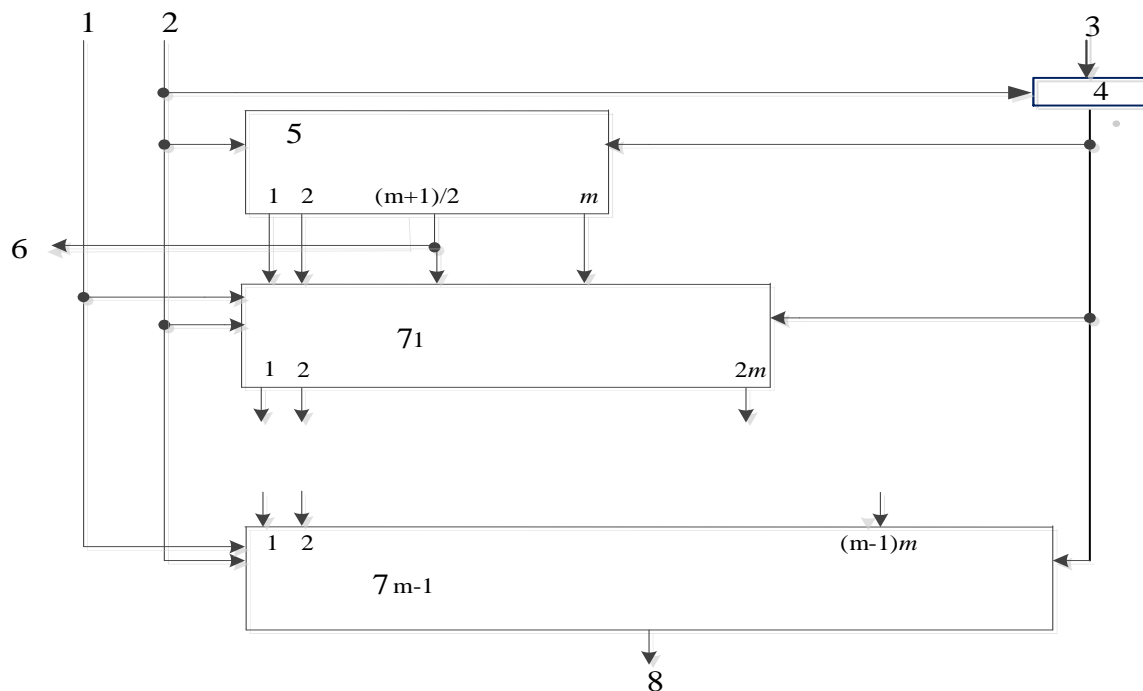


Рисунок 4.4 – Структурна схема пристрою медіанної фільтрації

На рис. 4.5. представлено структурну схему блоку фільтрації та сортування,

на рис. 4.6. - структурну схему вузла порівняння, на рис. 4.7 – структурну схему блоку сортування, де: 1 – вхід управління; 2 – тактовий вхід; 3 – інформаційний вхід; 4 – вхідний регістр; 5 – блок фільтрації та сортування; 6 – вихід медіани; 7_1-7_{m-1} блоки сортування; 8- вихід медіани – комутатор; 8 – медіани в ковзному “вікні” розміром $t \times t$; 9_1-9_{m-1} блоки порівняння; 10 – регістри; 11 – вузли порівняння; 12 – схема порівняння; 13 – 3-х вхідний комутатор; 14 - 2-х вхідний комутатор; 15 – регістр.

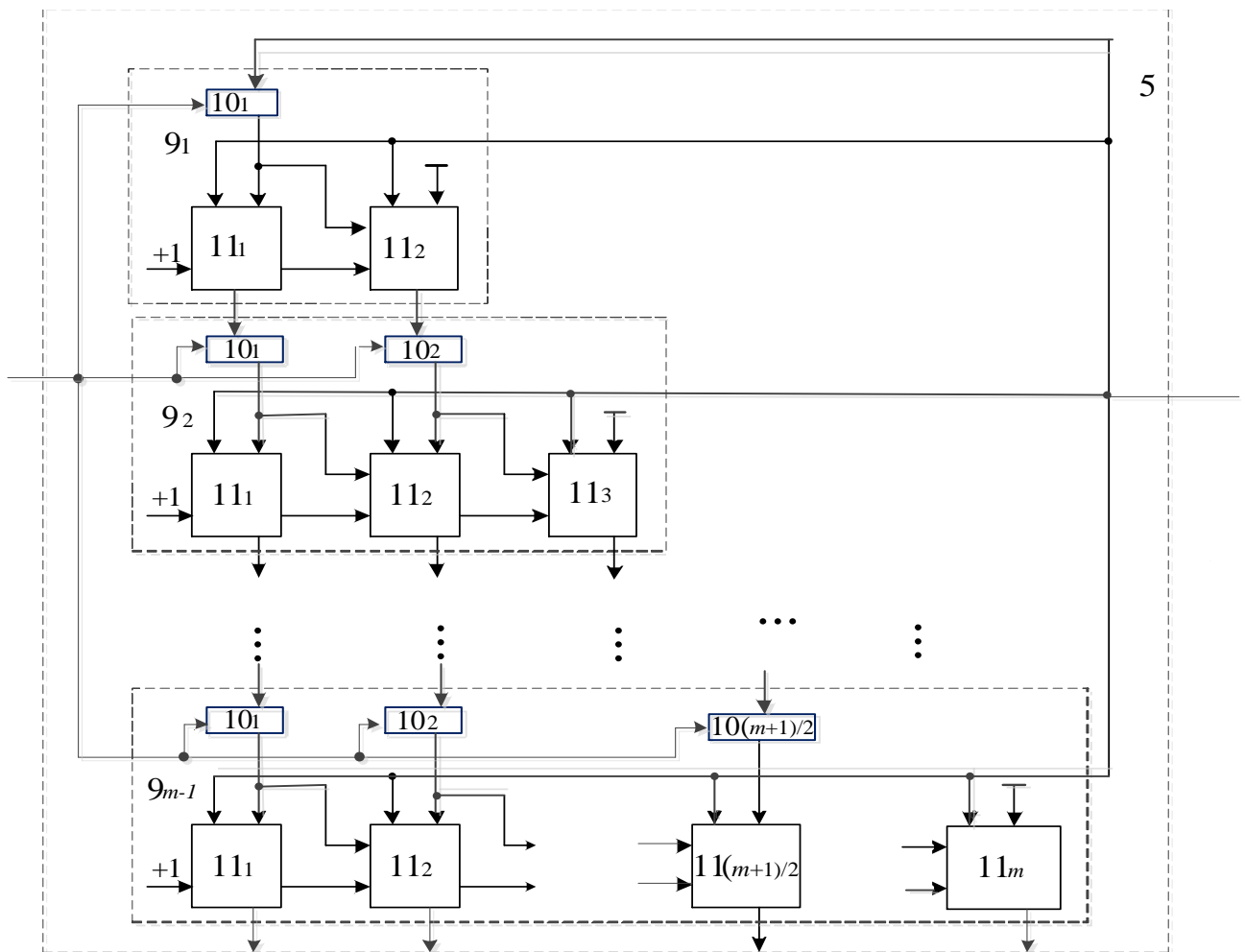


Рисунок 4.5 – Схема блоку фільтрації та сортування

Додаткове введення входу управління, тактового входу та $(m-1)$ блоків сортування, кожний i -й з блоків містить по $(im+t)$ двохходових комутаторів, регістрів і вузлів порівняння $(m^2 - m)/2 - m$, забезпечило виконання медіанної фільтрації як у ковзному “вікні” розміром t , так і ковзному “вікні” розміром $t \times t$ [48].

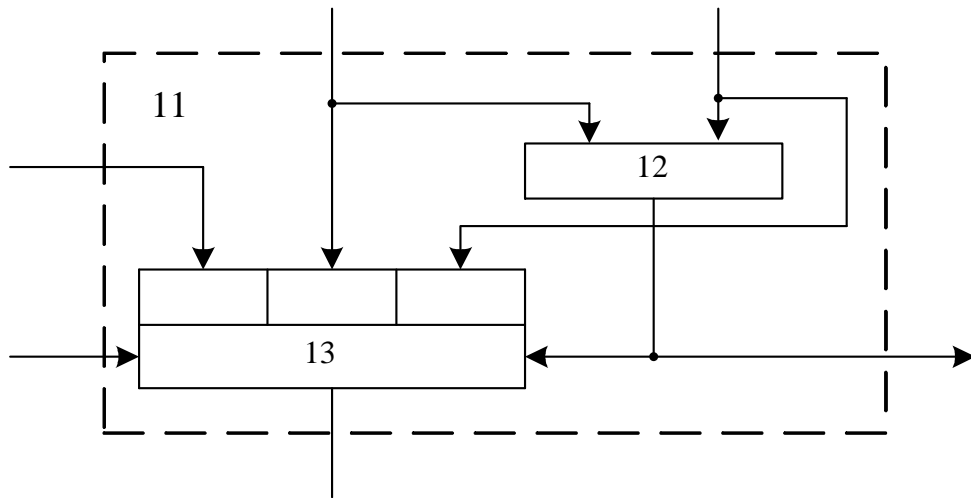


Рисунок 4.6 – Схема вузла порівняння

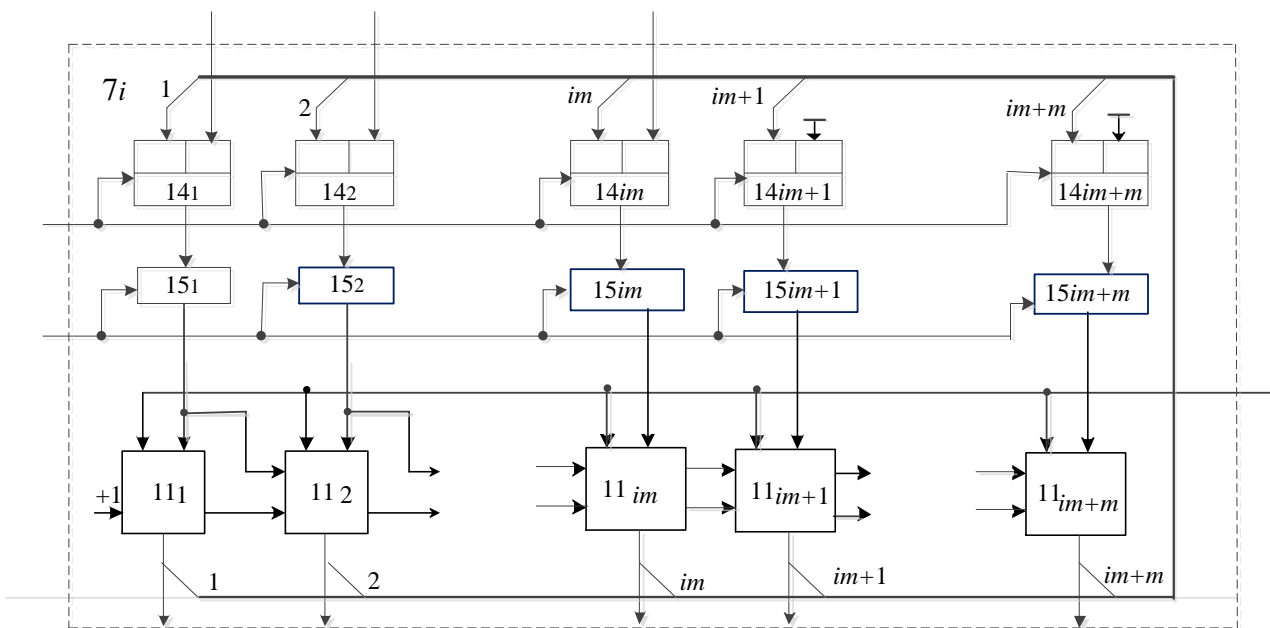


Рисунок 4.7 – Схема блоку сортування

Пристрій медіанної фільтрації працює в двох режимах роботи [23]: перший - медіанна фільтрація у ковзному “вікні” розміром t , другий - медіанна фільтрація у ковзному “вікні” розміром $t \times t$. У кожному із режимів роботи медіанна фільтрація виконується сортуванням чисел методом вставки. Процес медіанної фільтрації

складається з послідовного переміщення вікна, сортуванні у визначеному порядку (за збільшенням, або зменшенням) елементів у середині вікна та формуванні медіани (значення середнього елементу).

У першому режимі роботи [23] (медіанна фільтрація у ковзному “вікні” розміром m) процес фільтрації зводиться до сортування m елементів і визначення середнього елемента (медіани). Сортування в пристрої розбивається на $(m-1)$ етапів, в кожному i -му етапі ($i=1, \dots, (m-1)$) із i відсортованих елементів шляхом включення нового елемента з виходів регістра 4 формується відсортований масив із $(i+1)$ елементів, який подається на наступний i -й блок сортування 9. Медіанна фільтрація у пристрої здійснюється за конвеєрним принципом, де реалізація кожного i -о етапу виконується i -й блоком порівняння 9_i , який є сходиною конвеєра. В кожному такті роботи у вхідний регістр 4 записується новий відлік. Число з виходів вхідного регістра 2 поступає на вхід регістра 10 першого блока порівняння 9_1 , на перші входи всіх схем порівняння 12 і на другі інформаційні входи всіх комутаторів 13. В кожному i -у блоці порівняння 9_i за допомогою схем порівняння 12 виконується порівняння числа з виходів регістра 4 з числами з виходів регістрів 10 даного блоку. Порівняння чисел виконується схемами порівняння 12, які формують на виході сигнал лог.0 коли число з виходу регістра 4 (перший вхід схеми порівняння) є більшим числа, що надходить на другий вхід, а сигнал лог.1 – у всіх інших випадках.

У кожному i -му блоці порівняння 9_i результати порівнянь з виходів схем порівняння 12 використовуються для управління комутаторами 13. Формування інформації на виході комутатора 13 кожного вузла порівняння 11 виконується у відповідності з наступною формулою [23]:

$$V_{\text{ихКм}} = \begin{cases} \text{ИнфВх1}, & \text{коли } V_{\text{хУп1}} = V_{\text{хУп2}} = 0 \\ \text{ИнфВх2}, & \text{коли } V_{\text{хУп1}} = 1, V_{\text{хУп2}} = 0, \\ \text{ИнфВх3}, & \text{коли } V_{\text{хУп1}} = V_{\text{хУп2}} = 1 \end{cases} \quad (4.4)$$

де $V_{\text{ихКм}}$ – вихід комутатора 13, ИнфВх1 – інформація з першого входу комутатора,

$InfVx2$ – інформація з другого входу комутатора 13, $InfVx3$ – інформація з третього входу комутатора 13, $VxUpr1$ – інформація на першому управляючому вході комутатора 13, $VxUpr2$ – інформація на другому управляючому вході комутатора 13.

За результатами попарних порівнянь в i -му блоці порівняння 9_i здійснюється формування на виходах вузлів порівняння 11_j відсортованого масиву із $(i+1)$ чисел (максимальне число на виході 11_1 , мінімальне – на виході $11_{(i+1)}$).

У наступному такті здійснюється запис нового елемента даних в регістр 4, запис числа із виходів регістра 4 в регістр 10 першого блока порівняння 9_1 і запис відсортованих масивів з виходів попередніх блоків порівняння в регістри 10 наступних блоків порівняння.

Після m -го такту роботи і кожного наступного такту роботи на виході 6 отримуємо результати медіанної фільтрації у ковзному “вікні” розміром m .

У другому режимі роботи [23] (медіанна фільтрація у ковзному “вікні” розміром $m \times m$) процес фільтрації зводиться до послідовного переміщення вікна фільтру на один стовпець (m елементів), сортуванні m^2 елементів і визначенні середнього елемента (медіани). Переміщення вікна на один стовпець здійснюється за m тактів.

Перед початком роботи на вхід управління 1 подаємо лог.0, який встановлює комутатори 14 в блоках сортування 7_i у положення коли на їх вихід надходить інформація з перших входів комутаторів 14. Перші m тактів роботи пристрій працює аналогічно як у першому режимі роботи. У m -у такті на вхід управління 1 подаємо лог.1, яка установлює комутатори 14 в блоках сортування 7_i у положення коли на їх вихід надходить інформація з других входів комутаторів 14. Після m -о такту роботи на виходах блока фільтрації 5 отримуємо відсортований масив із m чисел (максимальне число на виході 11_1 , мінімальне – на виході 11_m). У наступному $(m+1)$ такті роботи в регістри $15_1 - 15_m$ та $15_{m+1} - 15_{2m}$ першого блоку сортування 7_1 записується відповідно відсортований масив із m чисел і m лог.0, у вхідний регістр 4 $m+1$ елемент даних, а на вхід управління 1 подаємо лог.0, який установлює комутатори 14 в блоках сортування 7_i у положення коли на їх вихід надходить

інформація з перших входів комутаторів 14.

У $(i \times m)$ -му такті роботи на вхід управління 1 подаємо лог.1, яка встановлює комутатори 14 в блоках сортування 7_i у положення коли на їх вихід надходить інформація з других входів комутаторів 14. Після $(i \times m)$ -го такту роботи на виходах блока фільтрації 5 отримуємо відсортований масив із m чисел, на виходах першого блоку сортування 7_1 відсортований масив із $2m$ чисел, а на виходах $(i-1)$ -го блоку сортування $7_{(i-1)}$ відсортований масив із $i \times m$ чисел. У наступному $(i \times m + 1)$ такті роботи в регістри 15 блоків сортування $7_1 - 7_i$ записуємо інформацію з других входів комутаторів 14 [23].

Після m^2 -го такту роботи і кожних наступних m тактів роботи на виході 8 отримуємо результати медіанної фільтрації у ковзному “вікні” розміром $m \times m$.

4.3. Висновки до розділу 4

Четвертий розділ містить опис програмної реалізації алгоритмів та апаратних засобів, побудованих для розв’язання задачі забезпечення НРЗ зображень та процедур *pre*- і *post*-обробки. Для задачі забезпечення надвисокої роздільної здатності зображень програмно реалізовано алгоритми, побудовані на основі отриманих в процесі дисертаційних досліджень методів.

За результатами розробки програмного рішення та апаратних засобів отримано такі висновки:

1. Отримана в процесі розробки архітектура програмного рішення внаслідок використання технологій псевдобагатозадачності у реалізації на платформі Win32 та моделі MVC забезпечує високий рівень стійкості щодо різноманітних програмних та апаратних збоїв (винятків) на етапі функціонування програмного додатку.

2. Використання об’єктно-орієнтованого підходу та технології Plug And Play дають можливість розширювати прикладний функціонал програмного рішення

новими алгоритмами задачі НРЗ зображень або оновленими версіями існуючих без рефакторингу програмного проекту.

3. Використання відкритої архітектури та розробленого інтерфейсу технології Plug And Play забезпечують додавання в систему функціоналу не лише для розв'язання задачі НРЗ, а й інших задач цифрової обробки зображень.

4. Застосування сучасних бібліотек openCV та MFC забезпечило використання загальновідомих технологій цифрової обробки зображень, що спрощую розуміння програми для сторонніх розробників в процесах її подальшого розвитку.

5. Розроблений пристрій одновимірної медіанної фільтрації зображень внаслідок введення додаткових елементів та вузлів між ними, а також використання методу сортування вставкою збільшує швидкодію обробки зображень порівняно з аналогами.

6. Розроблений алгоритм та синтезована структура двовимірного медіанного фільтру забезпечує можливість фільтрації зображень у ковзному вікні розміром як t так і $t \times t$

ВИСНОВКИ

У дисертаційній роботі на основі проведених досліджень вирішено актуальне наукове завдання: розроблено методи і засоби забезпечення надвисокої роздільної здатності для зображень із флуктуаційною функцією інтенсивності. При цьому отримано такі основні науково-практичні результати:

1. На основі проведеного аналізу літературних джерел виділено два класи методів забезпечення надвисокої роздільної здатності, для яких актуальною задачею є їх доопрацювання з метою підвищення якості передискретизації у випадку флуктуацій функції інтенсивності.

2. Розроблений на основі сумісного використання операції кросинговеру та агрегатного матричного оператора дивергенцій метод забезпечення надвисокої роздільної здатності для випадку двох зображень із флуктуаційними функціями інтенсивності дає змогу зменшити ефект пікселізації та спотворень контурів об'єктів на зображеннях і забезпечує високу ефективність передискретизації в процесі подальшого ітеративного використання методу.

3. Розроблений на основі виділення характеристичних ознак з псевдобертання виродженого матричного оператора відносних симетричних мір конвергенції метод забезпечення надвисокої роздільної здатності для випадку одного зображення із флуктуаційною функцією інтенсивності підвищує якість роботи процедур передискретизації згідно із співвідношенням пікового сигналу до шуму на 10–15%.

4. Отриманий на основі навчання нейроподібної структури моделі геометричних перетворень матричний оператор коефіцієнтів ваг синаптичних зв'язків зменшує обчислювальні витрати алгоритмічної реалізації в системах технічного зору, що функціонують в online-режимах.

5. Удосконалений на основі побудованої на континуумі мір подібності критеріальної ознаки, метод вибору значення коефіцієнта операції кросинговеру завдяки уникненню процедури зважування дав змогу суттєво зменшити операційні витрати і автоматизувати процеси передискретизації цифрових зображень, які

ґрунтуються на елементах теорії генетичних алгоритмів.

6. Удосконалена внаслідок використання нейроподібних структур моделі геометричних перетворень методологія зміни роздільної здатності зображень на основі машинного навчання дала змогу зменшити розмір навчальної вибірки при розв'язанні задач передискретизації зображень.

7. Розроблена та запатентована апаратна реалізація пристроїв медіанної фільтрації забезпечує швидку попередню обробку зображення зі збереження країв об'єктів та викидів функції інтенсивності.

СПИСОК ВИКОРИСТАНИХ ДЖЕРЕЛ

1. Алберт А. Регрессия, псевдоинверсия и рекуррентное оценивание/ А. Алберт; [пер. с англ.]. – М. : Наука, 1977. – 224 с.
2. Брэгман Л.М. Релаксационный метод нахождения общей точки выпуклых множеств и его применение для решения задач выпуклого программирования / Л.М. Брэгман // Журнал выч. мат. и мат. физ.– 1967. – Вып. 7, №.3. – С.200–217.
3. Вишенчук И.М., Черкасский Н.В. Алгоритмические операционные устройства и супер ЭВМ. – К.: Техник, 1990. – 197 с.
4. Гантмахер Ф. Р. Теория матриц / Ф. Р. Гантмахер. – М. : Наука, 1967. – 576 с.
5. Глушков О.В. Застосування вейвлет-розкладання для аналізу запасів вихрової кінетичної енергії, процесів тепло- масо- енерго-переносу в атмосфері / О.В. Глушков, В.М. Хохлов, І.А. Цененко // Фізика аеродисперсних систем. – 2013. – Вып. 40. – С.215–225.
6. Грицик В.В. Нейронні мережі прямого поширення з неітераційним навчанням: реалізації та застосування / В.В. Грицик, Р.О. Ткаченко // Весник Харківського державного політехнічного університета: системний аналіз, управління і інформаційні технології. – 2000. – № 97. – С. 123–127.
7. Грицик В.В. Нові підходи до навчання штучних нейромереж / В.В. Грицик, Р.О. Ткаченко // Доповіді Національної академії наук України. – 2002. – № 11. – С. 59–65.
8. Губарени Н.М. Вычислительные методы и алгоритмы малоракурсной компьютерной томографии / Губарени Н.М. – Киев: Наукова думка, 1997. – 328 с.
9. Гурии Л.Г. Методы проекций для отыскания общей точки выпуклых множеств / Л.Г. Гурии, Б.Г. Поляк, Э.В. Райк // Журнал выч. мат. и мат. физики – 1967. – Вып. 7, №.6. – С.1211–1228.
10. Дорошенко А.В. Нейроподібні структури машини геометричних перетворень у завданнях інтелектуального аналізу даних /А. В. Дорошенко, Р. О.

Ткаченко // Міжнародна наукова конференція «Інтелектуальні системи прийняття рішень і проблеми обчислювального інтелекту» ISDMCI'2009: зб. наук. пр. у 2 т., 18–22 трав. 2009 р., Євпаторія, Україна. — Х.; Херсон, 2009. — Т. 2. — С. 309–314.

11. Ізонін І.В. До методу збільшення роздільної здатності зображень на основі ШНМ моделі геометричних перетворень [Електронний ресурс] / І.В. Ізонін, Р.О. Ткаченко, К.Ю. Грицик, Р.О. Титик // Комп'ютерні технології та інформаційна безпека: [тези доповідей] міжн. наук.-практ. конф., 2-3 липня 2015 р., Кіровоград / Кіровоградський національний технічний університет. – Кіровоград: [КНТУ], 2015. – С.54-55.

12. Ізонін І.В. Метод збільшення роздільної здатності зображень на основі штучних нейронних мереж / І.В. Ізонін, Р.О. Ткаченко, Д.Д. Пелешко, Д.А. Батюк // Вісник Львівського державного університету безпеки життєдіяльності. – 2015. – № 11. – С. 47-56.

13. Ізонін І.В. Метод надвисокої роздільної здатності зображень на основі моделі геометричних перетворень / Ізонін І.В., Ткаченко Р.О., Пелешко Д.Д., Батюк Д.А. // Інтелектуальні системи прийняття рішень і проблеми обчислювального інтелекту: зб. наук. пр. міжнар. наук. конф.: Аналіз та моделювання складних систем і процесів. Теоретичні і прикладні аспекти систем прийняття рішень. Обчислювальний інтелект та індуктивне моделювання, 25-28 травня 2015 р., Залізний порт. – Херсон: ХНТУ, 2015. – С. 284-286.

14. Ізонін І.В. Нейромережевий метод зміни роздільної здатності зображень / І.В. Ізонін, Р.О. Ткаченко, Д.Д. Пелешко, Д.А. Батюк // Системи обробки інформації. – 2015. – Вип. 9(134). – С. 30-34.

15. Казакова Н.Ф. Синтез методу виділення контурів у системах ідентифікації на основі усереднення перепадів яскравості / Н.Ф. Казакова, О.О. Фразе–Фразенко // Інформаційна безпека. – 2013. – № 2. – С. 48–57.

16. Ключин Д.А., Петунин Ю.І. Непараметрический критерий эквивалентности генеральных совокупностей, основанный на мере близости между выборками // Український математичний журнал. — 2003, т.5, № 2. — С. 147– 163.

17. Комп'ютерна програма “Система автоматизованого маркування мовних сигналів”: свід. про реєстр. автор. права на твір № 50312 / Пелешко Дмитро Дмитрович, Пелех Юрій Миронович, Ізонін Іван Вікторович, Рашкевич Юрій Юрійович; Національний університет «Львівська політехніка». – Зареєстр. в Держ. службі. інтелектуальної власності Мін. освіти і науки України заявка 20.05.2013 № 50622; Реєстр. 19.07.2013.

18. Комп'ютерна програма “Автоматизований аналізатор траєкторій рухомих об'єктів”: свід. про реєстр. автор. права на твір № 50657 / Пелешко Дмитро Дмитрович, Іванов Юрій Сергійович, Ізонін Іван Вікторович, Клювак Андрій Володимирович; Національний університет «Львівська політехніка». – Зареєстр. в Держ. службі. інтелектуальної власності Мін. освіти і науки України заявка 06.06.2013 № 50999; Реєстр. 09.08.2013.

19. Медиковський М.О. Інтелектуальні компоненти інтегрованих автоматизованих систем управління: монографія / М.О. Медиковський, Р.О. Ткаченко, І.Г. Цмоць, Ю.В. Цимбал, А.В. Дорошенко, О.В. Скорохода. – Львів : Видавництво Львівської політехніки, 2015. – 280 с.

20. Палагин А.В., Опанасенко В.Н. Реконфигурируемые вычислительные системы. – Киев: Просвіта, 2006. – 295 с.

21. Парасюк И. Н. Об одном эффективном алгоритме распространения вероятностей в нечетких байесовских сетях доверия / И. Н. Парасюк, Ф. В. Костукевич // Компьютерная математика. – 2010. – Вып. 2. – С. 102–112.

22. Пат. 105305 Україна, МПК G 06 K 9/36. Пристрій медіанної фільтрації / Рашкевич Ю.М., Цмоць І.Г., Пелешко Д.Д., Ізонін І.В.; заявник і патентовласник Національний університет «Львівська політехніка». – № а201301666; заявл. 12.02.2013; опубл. 25.04.2014, Бюл. № 8. – 4 с. : іл.

23. Пат. 108974 Україна, МПК G 06 K 9/36, G 06 F 17/17, G 06 F 17/18, G 06 F 19/00. Пристрій медіанної фільтрації / Рашкевич Ю.М., Цмоць І.Г., Пелешко Д.Д., Ізонін І.В.; заявник і патентовласник Національний університет «Львівська політехніка». – № а201411138; заявл. 13.10.2014; опубл. 25.06.2015, Бюл. № 12. – 6 с.

: іл.

24. Патент RU 2116671 Российская Федерация, G 06 T 7/40 Способ обработки изображений объекта / Кондратьев В.В., Утробин В.А.; заявитель і патентообладатель Нижегородский государственный технический университет. – № 95100895/09; заявл. 23.01.1995; публ. 27.07.1998,– 6с.

25. Патент US 20100086227 (A1), США Image super-resolution using gradient profile prior / Jian Sun, Heung-Yeung Shum; Microsoft Corporation. – US 12/245,712; 04.10.2008; 08.08.2010.

26. Пелешко Д.Д. Автоматична первинна сегментація мовного сигналу на основі симетричної матриці відстаней / Д.Д. Пелешко, М.І. Рашкевич, Ю.М. Пелех // Наукові праці: науково-методичний журнал. – Комп'ютерні технології. – Миколаїв: Вид-во ЧДУ ім. Петра Могили. – 2014. – Вип. 225., Т.237. – С. 66–72.

27. Пелешко Д.Д. Аналіз основних методів збільшення роздільної здатності зображень на основі технології super resolution / Д.Д. Пелешко, І.В. Ізонін, Ю.М. Пелех // Моделювання та інформаційні технології.. – 2013. – Вип. 67. – С. 162-169.

28. Пелешко Д.Д. Використання локального показника гладкості функції у задах попередньої обробки зображень в системах штучного інтелекту / Д.Д. Пелешко, І.В. Ізонін, Ю.М. Пелех // “Global scientific unity 2014”: proc. of the european scientific and practical congress., 26-27 September 2014 y., Prague (Czech Republic). – Copenhagen, 2014. – Vol.1. – P. 116-121.

29. Пелешко Д.Д. Інваріантні моменти в прикладних задачах обробки та аналізу зображень / Д. Пелешко, А. Ковальчук, Н. Кустра, І. Ізонін // Вісник Національного університету “Львівська політехніка”. – 2011. – № 694: Комп'ютерні науки та інформаційні технології. – С. 265–270.

30. Пелешко Д.Д. Метод передискретизації зображень з автоматичних визначенням коефіцієнта кросинговеру / Пелешко Д.Д., Рашкевич Ю.М., Ізонін І.В., Пелешко М.З. // Обчислювальний інтелект (результати, проблеми, перспективи): матеріали III міжн. наук.-практ. конф. / за [наук.] ред. В.Є. Снитюка, 12-15 травня 2015 р., Київ-Черкаси. – Черкаси, 2015. – С. 101-102.

31. Пелешко Д.Д. Модель утворення локальних спотворень зображення / Д. Пелешко, А. Ключак, А. Ковальчук, І. Ізонін, М. Голубінська // Вісник Національного університету “Львівська політехніка”. – 2013. – № 771: Комп’ютерні науки та інформаційні технології. – С. 150–155.

32. Пелешко Д.Д. Суміщення наборів однотипних зображень : монографія/ Д. Д. Пелешко; Нац. ун-т «Львівська політехніка». — Л. : Вид-во Львів.політехніки, 2010. — 140 с.

33. Попов М.О. Оброблення і аналіз космічних зображень в умовах багатокритеріальності / М.О. Попов, Ю.І. Гунько, В.В. Пилипчук, М.В. Топольницький, І.А. Кухарський, В.О. Подліпаєв // Збірник наукових праць Харківського університету Повітряних сил. – 2012. – Вип. 4. – С. 192–197.

34. Рашкевич Ю.М. Нейроподібні методи, алгоритми та структури обробки сигналів і зображень у реальному часі. / Ю.М. Рашкевич, Р.О. Ткаченко, І.Г. Цмоць, Д.Д. Пелешко: Монографія – Львів: 2014. – 256с.

35. Сёмкин Б. И. Количественные показатели для оценки односторонних флористических связей, предложенных Б. А. Юрцевым / Б. И. Сёмкин // Бот. ж. – 2007. – Т. 92. – № 4. С. 114–127.

36. Семкин Б. И. Об эквивалентности мер сходства и различия / Б.И. Семкин, В.И. Двойченков // Исследование систем. Т. 1: Анализ сложных систем. – Владивосток: ДВНЦ АН СССР, 1973. – 45–76 с.

37. Сёмкин Б. И. Теоретико-графовые методы в сравнительной флористике // Теоретические и методологические проблемы сравнительной флористики: материалы 2–го рабочего совещания по сравнительной флористике, Неринга, 1983. – Р. 149–163.

38. Ткаченко Р.О. Вдосконалення нейромережних методів класифікації в завданнях інтелектуального аналізу даних за допомогою методу імітації відпалу металу / Р.О. Ткаченко, А.В. Дорошенко // // Вісник Національного університету “Львівська політехніка”. – 2007. – № 591: Комп’ютерні науки та інформаційні технології. – С. 33–37.

39. Ткаченко Р.О. Засоби штучного інтелекту: навч. посібник / Р.О. Ткаченко, Н.О. Кустра, О. М. Павлюк, У. В. Поліщук. – Львів: Видавництво Львівської політехніки, 2014. – 204 с.

40. Ткаченко Р.О. Модель нейронних мереж / Р. О. Ткаченко // Вісник Національного університету “Львівська політехніка”. – 1998. – № 349: Комп’ютерна інженерія та інформаційні технології. – С.83–86.

41. Ткаченко Р.О. Моделювання методами нейронних мереж: навч.–метод. Посібник / Р.О. Ткаченко, П.Р. Ткаченко, Н.О. Мельник; ЛІБС УБС НБУ. – Львів, 2010. – 114 с.

42. Ткаченко Р.О. Неітераційне навчання нейронних мереж прямого поширення / Р.О. Ткаченко, І.Ю. Юрчак, Ю.В. Цимбал // // Вісник Національного університету “Львівська політехніка”. – 1999. – № 380: Комп’ютерні науки та інформаційні технології. – С. 109–115.

43. Ткаченко Р.О. Нейромережі прямого поширення. Проблеми синтезу та використання / Р.Ткаченко, Р.Когут // Вісник Національного університету “Львівська політехніка”. – 2001. – № 433: Комп’ютерна інженерія та інформаційні технології – С.166 – 171.

44. Ткаченко Р.О. Нейроподібні структури машини геометричних перетворень у завданнях інтелектуального аналізу даних / Р. Ткаченко, А. Дорошенко // // Вісник Національного університету “Львівська політехніка”. – 2009. – № 638: Комп’ютерні науки та інформаційні технології. – С. 179 – 184.

45. Ткаченко Р.О. Нова парадигма штучних нейронних мереж прямого поширення / Р.О. Ткаченко // // Вісник Національного університету “Львівська політехніка”. – 1999. – № 386: Комп’ютерна інженерія та інформаційні технології. – С.43–54.

46. Ткаченко Р.О. Підвищення точності нейроподібних структур геометричних перетворень / Р.О. Ткаченко, Б.Р. Андрієцький // // Вісник Національного університету “Львівська політехніка”. – 2011. – № 710: Комп’ютерні науки та інформаційні технології. – С. 26–30.

47. Фаніна Л. О. Алгоритми відновлення вимовленої послідовності в системах розпізнавання мови / Л. О. Фаніна // Автоматика. Автоматизация. Электротехнические комплексы и системы. – Херсон : Изд-во Херсон. нац. техн. ун-та. – 2004. – № 2. – С. 131–137.

48. Цмоць І.Г. Усовершенствование устройства медианной фильтрации изображений для интеллектуальных систем технического зрения / И.Г.Цмоць, Д.Д.Пелешко, И.В.Изонин // Робототехника и искусственный интеллект: материалы VI всероссийской науч.-техн. конф. с межд. участием / под. науч. ред. В.А. Углева, 13 дек. 2014 г., Железногорск (Россия). – Красноярск: Центр информации, 2014. – С. 158-162.

49. Цмоць І.Г. Апаратна реалізація покращення якості цифрових зображень / Цмоць І.Г., Пелешко Д.Д., Ізонін І.В. // Optoelectronic Information Technologies “Photonics ODS- 2015”: proc. of intern. scien. conf., 21-23 April 2015 y., Vinnytsia. – Vinnytsia: [VNTU], 2015. – P. 28.

50. Цмоць І.Г. Інформаційні технології та спеціалізовані засоби обробки сигналів і зображень у реальному часі.: Монографія. – Львів.: Видавництво УАД, 2005. – 227 с.

51. Цмоць І.Г. Метод просторово-часового відображення нейроалгоритмів обробки сигналів і зображень в узгоджено-паралельні НВІС-структури реального часу / І. Цмоць, І. Ізонін, В. Антонів // Технічні вісті: науковий часопис. – Львів, 2014. – №1(39) / 2(40). – С. 82–84.

52. Цмоць І.Г. Передискретизація зображень в системах стереобачення на основі симетричної матриці відстаней / Цмоць І.Г., Шкодин А.В., Ізонін І.В. // Інтелектуальні системи прийняття рішень і проблеми обчислювального інтелекту: зб. наук. пр. міжнар. наук. конф.: Аналіз та моделювання складних систем і процесів. Теоретичні і прикладні аспекти систем прийняття рішень. Обчислювальний інтелект та індуктивне моделювання, 28-31 травня 2014 р., Залізний порт. – [Херсон]: Вид-во ХНТУ, 2014. – С.343-344.

53. Цмоць І.Г., Батюк А.Є. Алгоритми і конвеєрні пристрої сортування

даних в реальному масштабі часу // // Вісник Національного університету “Львівська політехніка”. – 1998. – № 330: Комп’ютерні науки та інформаційні технології. – С. 247–253.

54. Ahmed, F., Gustafson, S., and Karim, M. High– fidelity image interpolation using radial basis function neural networks / F. Ahmed, S. Gustafson, M. Karim // Aerospace and Electronics: proc. of national conf., Dayton, 22–26 May 1995. – IEEE, 1995. – Vol.2. – P. 588 – 592.

55. Alldrin N. Super–Resolution / Neil Alldrin // UCSD Research Exam Paper. – 2006. – P. 1–12.

56. Andriyetskyy B. Geometrical transformation machine in unsupervised learning mode. / Bohdan Andriyetskyy, Uliana Polishchuk, Oleh Kulynsky // Perspective technologies and methods in MEMS design: proc. of intern. sciet. and techn. conf., », Polyana, 16 – 20 April 2013. – Publishing house LPNU, 2006. – P. 87–88.

57. Babu R. S. A Survey on the Methods of Super–Resolution Image Reconstruction / R. Sudheer Babu, K.E. Sreenivasa Murthy // International Journal of Computer Applications. – 2011. – Vol. 15, № 2. – P. 1–6.

58. Baker S. Hallucinating faces / S. Baker, T. Kanade // Automatic Face and Gesture Recognition: proc. of intern. conf., Grenoble, France, 28–30 Mar 2000. – IEEE: Computer Society, 2000. – P. 83–88.

59. Baker S. Super–resolution: reconstruction or recognition? / S. Baker, T. Kanade / Nonlinear Signal and Image Processing // Nonlinear Signal and Image Processing: proc. of EURASIP workshop, Baltimore, USA, June 2001. – IEEE: Computer Society, 2001. – P. 449–456.

60. Bevilacqua M. Single–Image Super–Resolution via Linear Mapping of Interpolated Self–Examples / M. Bevilacqua, A. Roumy, C. Guillemot, M.–L. Alberi Morel // IEEE Transactions on Image Processing. – 2007. – Vol. 23, № 12. – P. 5334 – 5347.

61. Bodyanskiy Ye. Hybrid Generalized Additive Neuro-Fuzzy System and its Adaptive Learning Algorithms / Ye. Bodyanskiy, G. Setlak, D. Peleshko, O. Vynokurova

// Intelligent Data Acquisition and Advanced Computing Systems: Technology and Applications: proc. of intern. conf., Warsaw, Poland, 24–26 September 2015. – 2015. – P. 328–333.

62. Borman S. Super-resolution from image sequences – A review / S. Borman, R.L. Stevenson // Circuits and Systems: proc. of the 1998 Midwest Symposium, Notre Dame, 9 – 12 Aug.1998. – IEEE, 1998. – P. 374 –378.

63. Braun-Blanquet J. Pflanzensoziologie:Grundzüge der Vegetationskunde. – Berlin: Springer-Verlag WIEN GMBN, 1951. – 530 s.

64. Cain S. Restoration of aliased video sequences via a maximum-likelihood approach / S. Cain, R. C. Hardie, and E. E. Armstrong // Passive Sensors: proc. of nat. infrared inform. symp., Monterey, Mar. 1996. – CA, 1996. – P. 377–390.

65. Capel D. Automated Mosaicing with Super-resolution Zoom / David Capel, Andrew Zisserman // Computer Vision and Pattern Recognition: proc. of intern. conf., Santa Barbara, 23–25 Jun 1998. – CA, 1998.– P. 885 – 891.

66. Cheeseman P. Super-resolved surface reconstruction from multiple images / P. Cheeseman, B. Kanefsky, R. Kraft, and J. Stutz // Maximum Entropy and Bayesian Methods. – Springer Netherlands, 1996. – P. 293–308.

67. Dai S. Bilateral back-projection for single image super resolution / S. Dai, M. Han, Y. Wu, and Y. Gong // Multimedia and Expo: proc. of intern. conf., BEIJING, 2–5 July 2007. – IEEE CS, 2007. – P.1039–1042.

68. Datsenko D. Example-based single document image super-resolution: A global map approach with outlier rejection / D. Datsenko, M. Elad // Journal of Multidimensional Systems and Signal Processing. – 2007. – № 2. – P. 103 – 121.

69. De Bonet S. J. A Non-parametric Multi-Scale Statistical Model for Natural Images / Jeremy S. De Bonet, Paul Viola // Advances in Neural Information Processing Systems 10. – MIT Press. – 1998. – P. 773 – 779.

70. Demirel H. Image resolution enhancement by using discrete and stationary wavelet decomposition / H. Demirel, G. Anbarjafari // IEEE Transactions on Image Processing. – 2011. – Vol. 20, № 5. – P. 1458–1460.

71. Dong C. Image Super-Resolution Using Deep Convolutional Networks / Dong Chao, Loy Chen Change, He Kaiming, Tang Xiaoou // IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence , Preprint. – 2015. – P. 14.

72. Dong C. Learning a Deep Convolutional Network for Image Super-Resolution / Dong Chao, Loy Chen Change, He Kaiming, Tang Xiaoou // Computer Vision: proc. of european conf., Zurich, Switzerland, 6–12 September 2014. – Springer, 2014. – P. 184 – 199.

73. E. Mjolsness Neural networks, pattern recognition, and fingerprint hallucination: thesis ... doctor of philosophy: 5198:TR:85 / Eric Mjolsness. – California, 1985. – 79 p.

74. Elad M. Example-based regularization deployed to super-resolution reconstruction of a single image / M. Elad, D. Datsenko // The Computer Journal. – 2007. – Vol. 18, № 2. – P. 15 – 30.

75. Elad M. Restoration of a single super-resolution image from several blurred, noisy and down-sampled measured images. / M. Elad, A. Feuer // IEEE Transactions on Image Processing. – 1997. – Vol. 6, № 12. – P. 1646–1658.

76. Fan W. Image hallucination using neighbor embedding over visual primitive manifolds / W. Fan and D.Y. Yeung // Computer Vision and Pattern Recognition: proc. of intern. conf., Minneapolis, 17–22 June 2007. – IEEE: Computer Society, 2007. – Vol. 2. – P. 1 – 7.

77. Freeman T. W. Example-based super-resolution / W.T. Freeman, T.R. Jones, E.C. Pasztor // Computer Graphics and Applications. – 2002. – Vol. 22, № 2. – P. 56 – 65.

78. Freeman T. William Learning low-level vision / William T. Freeman, Egon C. Pasztor, Owen T. Carmichael // International Journal of Computer Vision. – 2000. – Vol. 40, № 1. – P. 25 – 47.

79. Freeman T. William Learning to estimate scenes from images / William T. Freeman , Egon C. Pasztor // Advances in Neural Information Processing Systems: proc. of intern. conf., Boston, USA, 30 Nov. 1998. – MIT Press books, 1998. – P. 775–781.

80. Freeman T. William Markov networks for low-level vision / William T.

Freeman, Egon C. Pasztor // Statistical and Computational Theories of Vision: proc. IEEE workshop, Fort Collins, Colorado, 22 June 1999. – Published on Web, 1999. – P. 1–13.

81. Fussfeld E. Super-resolution estimation of edge images / E. Fussfeld, Y.Y. Zeevi // Pattern Recognition: proc. of intern. conf., Jerusalem, 9–13 Oct 1994. – IEEE, 1994. – P. 11–16.

82. Gajjar Prakash Zoom Based Super-Resolution: A Fast Approach Using Particle Swarm Optimization / Prakash Gajjar, Manjunath Joshi // Image and Signal Processing, Lecture Notes in Computer Science. – 2010. – Vol. 6134. – P. 63 – 70.

83. Garg Akanksha Wavelet Based Resolution Enhancement for Low Resolution Satellite Images / Akansha Garg, Sashi Vardhan Naidu, Hussein Yahia, Darmendra Singh // Industrial and Information Systems: proc. of 9–th intern. conf., Gwalior, 15–17 Dec. 2014. – 2014. – P. 76 – 81.

84. Gerchberg R.W. Super-resolution through error energy reduction / R.W. Gerchberg // Journal of Modern Optics. – 1974. – Vol. 21, № 9. – P. 709–720.

85. Glasner D. Super-Resolution from a Single Image / D. Glasner, S. Bagon, M. Irani // Computer Vision: proc. of 12–th intern. conf., Kyoto, 27 Sept. – 4 Oct. 2009. – IEEE, 2009. – P. 349 – 356.

86. Han Young Su. Wavelet Transform based Image Interpolation for Remote Sensing Image / Su Young Han, Nam Hun Park, Kil Hong Joo // International Journal of Software Engineering and Its Applications.– 2015. – Vol. 9, № 2. – P. 59–66.

87. He He Single Image Super-Resolution using Gaussian Process Regression / He He, Wan-Chi Siu // Computer Vision and Pattern Recognition: proc. of intern. conf., Colorado, USA, 20–24 June 2011. – IEEE: Computer Society, 2011. –P. 449–456.

88. Irani M. Image sequence enhancement using multiple motions analysis / M. Irani and S. Peleg // Computer Vision and Pattern Recognition: proc. of intern. conf, Champaign, 15–18 June 1992. – IEEE CS, 1992. – P. 216–222.

89. Irani M. Super-resolution from image sequences / M. Irani and S. Peleg // Pattern Recognition: : proc. of 10–th intern. conf., Atlantic City, 16–21 Jun 1992. – IEEE, 1990. – Vol. 2. – P. 115–120.

90. Irani M., "Improving Resolution by Image Registration / M. Irani and S. Peleg // CVGIP: Graphical Models and Image Processing .– 1991. – Vol. 53, № 3. – P. 231–239.

91. Izonin I. Learning-based image super-resolution using weight coefficients of synaptic connections / Ivan Izonin, Roman Tkachenko, Dmytro Peleshko, Taras Rak, Danylo Batyuk // Computer science and information technologies: proc. of X intern. scien. and techn. conf., 14-17 Sep. 2015 y., Lviv, Ukraine. – Lviv: Lviv Polytechnic Publishing House, 2015. – P.25-29.

92. Jaccard P. Distribution de la flore alpine dans le Bassin des Dranses et dans quelques regions voisines / Jaccard P. // Bull. Soc. Vaudoise sci. Natur. – 1901. – V. 37, Bd. 140. – S. 241–272.

93. Karunakar P. Discrete Wavelet Transform–Based Satellite Image Resolution Enhancement / P. Karunakar, V. Praveen, O. Ravi Kumar // Advance in Electronic and Electric Engineering.– 2013. – Vol. 3, № 4. – P. 405–412.

94. Khairnar P. Prajakta. Image resolution and contrast enhancement of satellite geographical images with removal of noise using wavelet transforms / Prajakta P. Khairnar, C.A. Manjare // International Journal of Engineering Trends and Technology (IJETT).– 2014. – Vol. 10, № 12. – P. 1–5.

95. Kim S. Recursive reconstruction of high resolution image from noisy under-sampled multiframe / S. Kim, N. Bose, and H.M. Valenzuela // IEEE Transactions on Acoustics, Speech and Signal Processing. – 1990. – Vol, 38. № 6. – P. 1013– 1027.

96. Kulczynsky S. Zespoly ryslin w Pienach // Bull. intern. acad. polon. sci. lett. Cl. sci. math. natur. – 1927. – Ser. B, S.2. – P. 241—272.

97. Li X. Example–based image super–resolution with class–specific predictors / Xiaoguang Li, Kin Man Lam, Guoping Qiuc, Lansun Shena,Suyu Wang // Journal of Visual Communication and Image Representation. – 2009. – Vol. 20, № 5. – P. 312–322.

98. Li X. Example–based image super–resolution with class–specific predictors / Xiaoguang Li, Kin Man Lam, Guoping Qiu, Lansun Shen, Suyu Wang // Journal of Visual Communication and Image Representation. – 2009. – Vol. 20, № 5. – P. 312 – 322.

99. Li X. Superresolution Mapping of Remotely Sensed Image Based on Hopfield Neural Network With Anisotropic Spatial Dependence Model / Xiaodong Li, Du Yun, Feng Ling // *IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters*. – 2014. – Vol. 11, № 10. – P. 1265–1269.

100. Ling F. Object-based sub-pixel mapping of buildings incorporating the prior shape information from remotely sensed imagery / F. Ling, X. Li, F. Xiao, S. Fang, and Y. Du // *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*. – 2012. – Vol. 18. – P. 283–292.

101. Ling Y. Du Super-resolution land-cover mapping using multiple sub-pixel shifted remotely sensed images / Du Y. Ling, F. Xiao, H. Xue, S. Wu // *International Journal of Remote Sensing*. – 2010. – Vol. 31, № 19. – P. 5023–5040.

102. Liu C. Face Hallucination: Theory and Practice / Ce Liu, Heung-Yeung Shum, William T. Freeman // *International Journal of Computer Vision*. – 2007. – Vol. 75, № 1. – P. 115 – 134.

103. Ma YanJie Super-Resolution Image Reconstruction Based on K-Means-Markov Network / YanJie Ma, Hua Zhang, Yanbing Xue, Simiao Zhang // // *Natural Computation: proc. of intern. conf., Tianjin, China, 14–16 Aug. 2009*. – IEEE: Computer Society, 2009. – P. 316–318.

104. Miraveta C. A hybrid MLP-PNN architecture for fast image superresolution / Carlos Miraveta, Francisco B. Rodri'guez // *Artificial neural networks and neural information processing: proc. of join international conf., Istanbul, Turkey, 26–29 June 2003*. – Springer, 2003. – P. 588 – 592.

105. Miraveta C. A two-step neural-network based algorithm for fast image super-resolution / Carlos Miraveta, Francisco B. Rodri'guez // *Image and Vision Computing*. – 2007. – Vol. 25, № 9. – P. 1449–1473.

106. Miraveta C. Accurate and robust image superresolution by neural processing of local image representations / Carlos Miraveta, Francisco B. Rodri'guez // *Artificial Neural Networks: Biological Inspirations: proc. Of international conf., Warsaw, Poland, 11–15 September 2005*. – Springer, 2005. – Part 1. – P. 499 – 505.

107. Narayana R.V.S. Battula Image resolution enhancement by using stationary and discrete wavelet decomposition / Battula R.V.S. Narayana, K. Nirmala // International Journal of Image, Graphics and Signal Processing (IJIGSP). – 2012. – Vol. 11. – P. 41–46.

108. Nguyen Q. M. Superresolution mapping using a Hopfield neural network with LIDAR data / Minh Quang Nguyen, Peter M. Atkinson, Hugh G. Lewis // Geoscience and Remote Sensing Letters. – 2005. – Vol. 2, № 3. – P. 366–370.

109. Nguyen Q. M. Superresolution Mapping Using a Hopfield Neural Network With Fused Images / Minh Quang Nguyen, Peter M. Atkinson, Hugh G. Lewis // IEEE Transaction on geoscience and remote sensing. – 2002. – Vol. 40, № 3. – P. 736 – 749.

110. Nguyen Q. M. Super-resolution mapping using Hopfield Neural Network with panchromatic imagery / Minh Quang Nguyen, Peter M. Atkinson, Hugh G. Lewis // International Journal of Remote Sensing. – 2011. – Vol. 32, № 21. – P. 6149–6176.

111. Ochiai A. Zoogeographical studies on the soleoid fishes found Japan and its neighboring regions. II // Bull. Jap. Soc. sci. Fish. – 1957. – Vol. 22, № 9. – P. 526—530.

112. Pan F. New image super-resolution scheme based on residual error restoration by neural networks. / F. Pan, L. Zhang // Optical Engineering. – 2003. – Vol. 42, № 10 – P. 3038–3046.

113. Panchal Niyanta Survey on multi-frame image super-resolution / Niyanta Panchal, Bhailal Limbasiya, Ankit Prajapati // International Journal of Scientific & Technology Research. – 2013. – Vol. 2, № 11. – P. 233–237.

114. Patanavijit Vorapoj. Super-Resolution Reconstruction and Its Future Research Direction / Vorapoj Patanavijit //AU Journal of Technology.– 2009. – Vol. 12, № 3. – P. 149–163.

115. Patel N.B. A survey on image enhancement using image super-resolution and deblurring methods / N.B. Patel, K.N. Jariwala // Journal of Emerging Technologies and Innovative Research (JETIR) . – 2014. – Vol. 1, №. 5. – P. 359–370.

116. Patel Shreyaskumar A. A survey on single image superresolution / A. Patel Shreyaskumar // International Journal of Computer Science and Information Technology & Security (IJCSITS). – 2012. – Vol. 2, № 6. – P. 1136–1143.

117. Patti A.J. Robust methods for high quality stills from interlaced video in the presence of dominant motion / A. J. Patti, M. Sezan, and A. M. Tekalp // IEEE Transactions on Circuits and Systems for Video Technology. – 1997. – Vol. 7, № 2. – P. 328–342.

118. Patti A.J. Superresolution video reconstruction with arbitrary sampling lattices and nonzero aperture time / A. J. Patti, M. I. Sezan, and A. M. Tekalp // IEEE Transactions on Image Processing. – 1997. – Vol. 6, № 8. – P. 1064–1076.

119. Patti A.J. Artifact reduction for set theoretic super resolution image reconstruction with edge adaptive constraints and higher–order interpolation / A. J. Patti, Y. Altunbasak // IEEE Transaction on Image Processing. – 2001. – Vol. 10, № 1. – P. 179–186.

120. Peleshko D. Analysis of invariant moments in tasks image processing / D. Peleshko, M. Peleshko, N. Kustra, I. Izonin // The Experience of Designing and Application of CAD Systems in Microelectronics (CADSM): proc. of XI-th intern. conf., 23-25 Feb. 2011 y., Lviv Polyana, Ukraine. – Lviv: Publishing House “Vezha&Co”, 2011. – P. 263-264.

121. Penrose R. A generalized inverse for matrices. Mathematical Proceedings of the Cambridge Philosophical Society. – 1955. – Vol. 51, № 3. – P. 406—413.

122. Plaziac N. Image interpolation using neural networks / N. Plaziac // IEEE Trans Image Process. – 1999. – Vol. 8, № 11. – P. 1647–1651.

123. Rasrollahi K. Super-resolution: a comprehensive survey / K. Nasrollahi, T.B. Moeslund // Machine Vision and Applications. –2014. – Vol. 25, № 6. – P. 1423–1468.

124. Rajaram Shyamsundar Learning–Based Nonparametric Image Super–Resolution / Shyamsundar Rajaram, Mithun Das Gupta, Nemanja Petrovic, Thomas S. Huang // EURASIP Journal on Advances in Signal Processing. – 2006. – Vol. 2006. – P. 1 – 11.

125. Reji A.P. Single frame image super resolution using learned directionlets / A.P. Reji, Tessamma Thomas // International Journal of Artificial Intelligence & Applications. – 2010. – Vol. 1, № 4. – P. 29–42.

126. Ritesh, T Venkateswarulu Image resolution enhancement by using discrete and stationary wavelet decomposition / Ritesh, T Venkateswarulu // *International Journal of Electrical and Electronic Engineering & Telecommunications*. – 2013. – Vol. 2, № 1. – P. 108–119.

127. Santis P.D. On an iterative method for super-resolution / P.D. Santis, F. Gori // *Journal of Modern Optics*. – 1975. – Vol. 22, № 8. – P. 691–695.

128. Schultz R.R. A bayesian approach to image expansion for improved definition / R. R. Schultz and R. L. Stevenson // *IEEE Transactions on Image Processing*. – 1994. – Vol. 3 – P. 233–242.

129. Shen W. Projection onto Convex Sets Method in Spacefrequency Domain for Super Resolution / Wanqiang Shen, Lincong Fang, Xiang Chen, Honglin Xu // *Journal of computers*. – 2014. – Vol. 9, № 8. – P. 1959–1966.

130. Simpson G.G. Holarctic mammalian faunas and continental relationship during the Cenozoic // *Bull. Geol. Sci. America*. – 1947. – Vol. 58. – P. 613–688.

131. Srivastava A. On advances in statistical modeling of natural images / A. Srivastava, A. B. Lee, E. P. Simoncelli, S.–C. Zhu // *Journal of Mathematical Imaging and Vision*. – 2003. – Vol. 18, № 1. – P. 17–33.

132. Stark H. High-Resolution Image Recovery from Image-Plane Arrays, using Convex Projections / H. Stark, P. Oskoui // *Journal of Optical Society of America*. – 1989. – Vol. 6, № 11. – P. 1715–1726.

133. Stephenson A. Todd Adaptive Markov Random Fields for Example-Based Super-resolution of Faces / Todd A. Stephenson, Tsuhan Chen // *EURASIP Journal on Advances in Signal Processing*. – 2006. – Vol. 2006. – P. 1 – 11.

134. Su F. Y. Combining Hopfield neural network and contouring methods to enhance super-resolution mapping / Y. F. Su, G. M. Foody, A. M. Muad, and K.–S. Cheng // *IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing*. – 2012. – Vol. 5, № 5. – P. 1403–1417.

135. Sua C. Steerable pyramid-based face hallucination / Congyong Sua, Yueting Zhuanga, Li Huang, Fei Wua // *Pattern Recognition*. – 2005. – Vol. 38, № 6. – P. 813 –

824.

136. Sun J. Gradient profile prior and its applications in image super-resolution and enhancement / J. Sun, J. Sun, Z. Xu, H.Y. Shum // IEEE Transactions on Circuits and Systems For Video Technology. – 2011. – Vol. 20, № 6. – P. 1529–1542.

137. Sun J. Image hallucination with primal sketch priors / J. Sun, N.N. Zheng, H. Tao, and H.Y. Shum // Computer Vision and Pattern Recognition: proc. of intern. conf., Madison, Wisconsin, 18–20 June 2003. – IEEE: Computer Society, 2003. – Vol. 2. – P. 729 – 736.

138. Sun J. Image super-resolution using gradient profile prior / J. Sun, J. Sun, Z.B. Xu, and H.Y. Shum // Computer Vision and Pattern Recognition: proc. of intern. conf., Anchorage, 23–28 June 2008. – IEEE: Computer Society, 2008. –P. 1 – 8. 58

139. Superresolution. Электронный ресурс:
<http://www.wikiwand.com/en/Superresolution>.

140. Szymkiewicz D. Une contribution statistique a la geographie floristique // Acta Soc. Bot. Polon. – 1934. – T. 34, № 3. – P. 249—265.

141. Sørensen T. A method of establishing groups of equal amplitude in plant sociology based on similarity of species content // Kongelige Danske Videnskabernes Selskab. Biol. krifter. – 1948. – № 4. – P. 1-34.

142. Tai Y. W. Perceptually-inspired and edge-directed color image super-resolution / Y. W. Tai, W. S. Tong, and C. K. Tang // Computer Vision and Pattern Recognition: proc. of intern. conf, New York, 17 – 22 June 2006. – Los Alamitos: IEEE CS, 2006. – Vol. 2. – P. 1948–1955.

143. Tai Yu-W. Super Resolution using Edge Prior and Single Image Detail Synthesis / Yu-Wing Tai, Shuaicheng Liu, Brown M.S., Lin S. // Computer Vision and Pattern Recognition: proc. of intern. conf., San Francisco, CA, 23–13–18 June 2010. – IEEE: Computer Society, 2010. –P. 2400 – 2407.

144. Tang Z. Projection onto convex sets super-resolution image reconstruction based on wavelet bi-cubic interpolation / Zhifei Tang, Deng M., Chuangbai Xiao, Jing Yu // Electronic and Mechanical Engineering and Information Technology (EMEIT): proc. of

intern. conf., Harbin, 12–14 Aug. 2011. – IEEE Press, 2011. – Vol. 2. – P. 351 – 354.

145. Tekalp A.M. High resolution image reconstruction from lower–resolution image sequences and space–varying image restoration / A. M. Tekalp, M. K. Ozkan, and M. I. Sezan // *Acoustics, Speech and Signal Processing: proc. of intern. conf.*, San Francisco, 23–26 Mar. 1992. – CA, 1992. – Vol. 3. – P. 169–172.

146. Thornton M. W. A linearised pixel–swapping method for mapping rural linear land cover features from fine spatial resolution remotely sensed imagery / M. W. Thornton, P. M. Atkinson, and D. A. Holland // *Computers & Geosciences*. – 2007. – Vol. 33, № 10. – P. 1261–1272.

147. Ting Li Image Super-Resolution using sharpened gradient profile prior: thesis.... master of science: electrical engineering / Li, Ting. – Dallas, 2012. – 65 p.

148. Tkachenko R. Accelerated learning of multilayered neural networks on the base of the new paradigm / R Tkachenko // *Neural networks and their applications: proc. of intern. conf.*, Kule, Poland, 21–23 April 1997. – Kule, 1997. – P. 129–130.

149. Tkachenko R. Geometrical data modelling, Intelligent systems of making decisions and applied aspects of information technology / R. Tkachenko, P. Tkachenko, O. Tkachenko, J. Schmitz // *Intellectual systems of decision–making and problems of computational intelligence: proc. of intern. conf.*, Eupatoria, 25–28 May 2006. – HNU, 2006. – P. 279–285.

150. Tsai R. Multiframe image restoration and registration / R.Y. Tsai, T.S. Huang // *Advances in Computer Vision and Image Processing*. – 1984. – Vol. 1, № 2. – P. 317–339.

151. Tsmots I. Parallel algorithms and VLSI structures for median filtering of images in real time / Ivan Tsmots, Dmytro Peleshko, Ivan Izonin // *International Journal of Advanced Research in Computer Engineering & Technology*. – 2014. - Vol. 3, № 8 (august). - P. 2643-2649.

152. Walsh D.O. Direct method for superresolution / D.O. Walsh, P.A. Nielsen–Delaney // *Journal of the Optical Society of America A*. – 1994. – Vol. 11, № 2. – P. 572–579.

153. Wang Q. Patch Based Blind Image Super Resolution / Qiang Wang, Xiaoou Tang, Shum H. // *Computer Vision: proc. of intern. conf., Beijing, 17–21 Oct. 2005.* – IEEE, 2005. – Vol. 1. – P. 709 – 716.

154. Wang Y. A new alternating minimization algorithm for total variation image reconstruction / Y. Wang, J. Yang, W. Yin, Y. Zhang // *SIAM Journal on Imaging Sciences.* – 2008. – Vol. 1, № 3. – P. 248–272.

155. Wheeler W.E. Super-Resolution Image Synthesis using Projections onto Convex Sets in the Frequency Domain / Frederick W. Wheeler , Ralph T. Hoctor and Eamon B. Barrett // *Computational Imaging, Electronic Imaging Symposium: proc. of intern. conf., San Jose, January 2005.* – 2005. – Vol. 5. – P.479–490.

156. Xiong Z. Robust web image-video super-resolution / Z. Xiong, X. Sun, and F. Wu // *IEEE Transactions on Image Processing.* – 2010. – Vol. 19, № 9. – P. 2017–2028.

157. Xiong Z. Web cartoon video hallucination / Z. Xiong, X. Sun, F. Wu // *Image Processing: proc. of intern. conf., Cairo, Egypt, 7–10 Nov. 2009.* – IEEE: Signal Processing Society, 2009. – Vol. 2. – P. 3941 – 3944.

158. Yang J. Image super-resolution: Historical overview and future challenges / J. Yang, T. Huang and P. Milanfar // *Super-Resolution Imaging.* – CRC Press, 2010. – P. 20–34.

159. Yang C.-Y. Exploiting Self-Similarities for Single Frame Super-Resolution / Chih-Yuan Yang, Jia-Bin Huang, Ming-Hsuan Yang // *Computer Vision: proc. of Asian conf., Queenstown, New Zealand, 8–12 November 2010.* – Springer, 2010. – P. 497–510.

160. Yang M.-C. Learning context-aware sparse representation for single image super-resolution / Min-Chun Yang, Chang-Heng Wang, Ting-Yao Hu, Yu-Chiang Frank Wang // *Image Processing: proc. of intern. conf., Brussels, Belgium, 11–14 Sept. 2011.* – IEEE Signal Processing Society, 2011. – P. 1522–4880.

161. Yotila D.C. Generalised image restoration by the method of alternating projections / D.C. Yotila // *Circuits and Systems: proc. of the 1978 Midwest Symposium, Notre Dame, Sep. 1978.* – IEEE, 1978. – Vol.25, №.9.– P. 694 –702.

162. Yu L. Robust Single Image Super-resolution based on Gradient Enhancement

/ Licheng Yu, Hongteng Xu, Yi Xu, Xiaokang Yang // Signal and Information Processing: annual summit and conf., Hollywood, CA, 3–6 Dec. 2012. – Asia-Pacific Signal and Information Processing Association, 2008. –P. 1 – 6.

163. Yuan Wang An image super-resolution method considering edge character / Wang Yuan, Zhang ChengMing, Liang Yong // Remote Sensing of Environment: proc. of intern. symp., China, 22–26 April 2013. – IOP Publishing, 2013. – P. 1–6.

164. Zhang H. A super-resolution reconstruction algorithm for hyperspectral images / Hongyan, Liangpei Zhang, Huanfeng Shen // Signal Processing. – 2012. – Vol. 92, № 9. – P. 2082–2096.

165. Zhang K. Single image super-resolution with non-local means and steering kernel regression. / K. Zhang, X. Gao, D. Tao, X. Li // IEEE Trans Image Process. – 2012. – Vol. 21, № 11. – P. 4544 – 4556.

166. The USC-SIPI Image Database of University of Southern California - <http://sipi.usc.edu/database/>

ДОДАТОК А.

РЕЗУЛЬТАТИ ЕКСПЕРИМЕНТІВ ДО РОЗДІЛУ 2

Таблиця А.1 – Значення показників якості тестових зображень підвищеної РЗ (504×504 пікселів) з $m = 2$, при зміні розмірності фрейму зображення низької РЗ

$$\dim(P_{i,j})$$

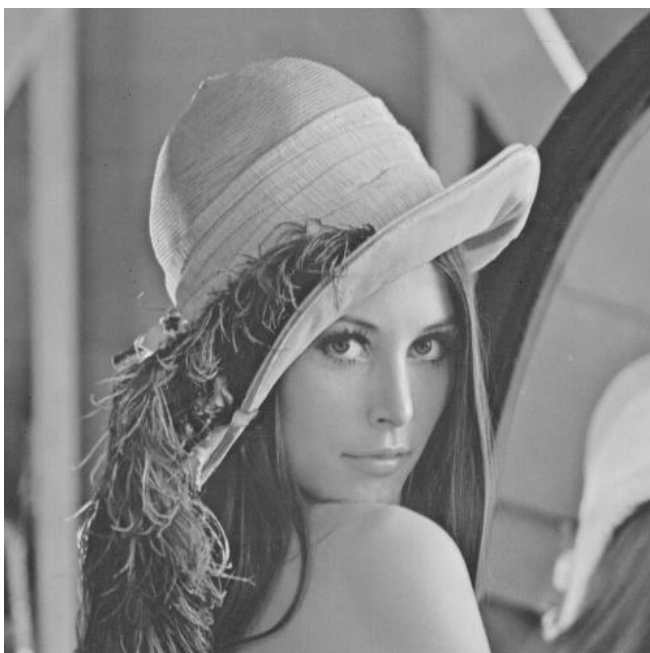
Значення показників якості вихідних зображень підвищеної РЗ										
№ зображення	PSNR					SSIM				
	1	33,5679	34,8311	35,4194	36,2026	36,5835	0,9839	0,9874	0,9886	0,9896
2	31,8774	32,5322	32,7725	32,9223	32,8795	0,9695	0,9737	0,9749	0,9758	0,9758
3	36,3518	38,2106	38,8155	39,3387	39,3319	0,9900	0,9925	0,9929	0,9931	0,9932
4	23,2950	23,2920	23,2842	23,2531	23,2024	0,9771	0,9816	0,9822	0,9825	0,9824
5	24,4683	24,9132	25,1167	25,2476	25,2120	0,9375	0,9438	0,9458	0,9477	0,9471
6	28,5132	29,7187	30,1000	30,3645	30,2889	0,9770	0,9819	0,9830	0,9835	0,9832
7	32,0249	33,2789	33,6606	34,0536	33,9854	0,9529	0,9668	0,9691	0,9722	0,9727
8	34,1967	35,4254	35,8781	36,2211	36,2468	0,9828	0,9861	0,9869	0,9878	0,9877
9	28,0974	28,9386	29,1775	29,4726	29,4864	0,9665	0,9718	0,9727	0,9738	0,9738
10	29,6233	30,2636	30,4923	30,7804	30,6833	0,9734	0,9774	0,9786	0,9794	0,9795
	MSE					UIQ				
1	28,5949	21,3780	18,6697	15,5892	14,2801	0,7600	0,7767	0,7837	0,7901	0,7928
2	42,2031	36,2963	34,3428	33,1780	33,5068	0,6795	0,6958	0,7029	0,7056	0,7038
3	15,0626	9,8181	8,5415	7,5720	7,5839	0,7700	0,8251	0,8263	0,8288	0,8274
4	304,4926	304,7072	305,2542	307,4496	311,0555	0,7515	0,8030	0,8037	0,8061	0,8016
5	232,4097	209,7780	200,1770	194,2299	195,8316	0,7090	0,7292	0,7387	0,7471	0,7454
6	91,5716	69,3758	63,5451	59,7899	60,8395	0,7221	0,7457	0,7517	0,7531	0,7495
7	40,7930	30,5628	27,9908	25,5694	25,9740	0,6853	0,7193	0,7269	0,7324	0,7286
8	24,7403	18,6442	16,7983	15,5229	15,4312	0,8226	0,8403	0,8458	0,8487	0,8481
9	100,7715	83,0275	78,5833	73,4209	73,1885	0,7659	0,7870	0,7920	0,7988	0,7985
10	70,9169	61,1958	58,0570	54,3300	55,5581	0,7394	0,7568	0,7645	0,7686	0,7663
$\dim(P_{i,j})$	4	9	16	36	49	4	9	16	36	49

Таблиця А.2 – Значення показників якості тестових зображень підвищеної РЗ (504×504 пікселів) з $m = 3$, при зміні розмірності фрейму зображення низької РЗ $\dim(P_{i,j})$

Значення показників якості вихідних зображень підвищеної РЗ												
№ зображення	PSNR						SSIM					
	1	30,607	31,664	31,424	33,122	33,708	34,592	0,9433	0,956	0,9466	0,9617	0,9642
2	30,162	30,947	30,559	31,147	30,906	30,369	0,9361	0,9486	0,9359	0,9475	0,9436	0,934
3	33,538	35,506	35,111	36,124	35,77	34,966	0,9601	0,9768	0,9672	0,976	0,9729	0,9665
4	22,693	22,716	22,324	22,562	22,372	22,129	0,9234	0,945	0,923	0,9395	0,9329	0,915
5	22,878	23,16	22,783	23,255	23,084	22,756	0,7998	0,8149	0,7672	0,8243	0,816	0,7999
6	25,679	26,633	25,87	26,811	26,464	25,719	0,9115	0,9316	0,9061	0,9275	0,9197	0,8994
7	29,429	30,634	30,293	31,067	30,788	30,08	0,9043	0,9342	0,9251	0,9389	0,935	0,9231
8	31,8	32,983	32,667	33,469	33,295	32,749	0,9513	0,9638	0,9539	0,9652	0,9634	0,9567
9	25,595	26,155	25,685	26,376	26,148	25,6	0,8738	0,8901	0,8609	0,8941	0,8854	0,87
10	27,039	27,615	27,331	27,798	27,616	27,301	0,9164	0,9306	0,9163	0,9293	0,9235	0,9134
	MSE						UIQ					
1	56,5479	44,3262	46,8431	31,6859	27,6901	22,588	0,6433	0,6661	0,6449	0,6825	0,6869	0,6903
2	62,6464	52,2896	57,1716	49,9378	52,7767	59,7239	0,5925	0,6111	0,5884	0,6106	0,6013	0,5828
3	28,7928	18,3014	20,0448	15,8756	17,2223	20,7261	0,6507	0,7239	0,6879	0,7211	0,7001	0,6768
4	349,746	347,958	380,766	360,495	376,565	398,264	0,5912	0,6592	0,6092	0,6464	0,6288	0,5922
5	335,188	314,113	342,613	307,329	319,625	344,765	0,5235	0,5417	0,4867	0,5568	0,5484	0,5271
6	175,854	141,179	168,301	135,527	146,786	174,272	0,5916	0,6232	0,5832	0,617	0,6013	0,5698
7	74,1608	56,1937	60,7807	50,8667	54,2375	63,8353	0,5494	0,5934	0,5608	0,5909	0,5742	0,5492
8	42,9615	32,7195	35,1897	29,2538	30,448	34,5274	0,7401	0,7663	0,7468	0,7706	0,7622	0,7414
9	179,3	157,61	175,636	149,797	157,848	179,115	0,6062	0,6289	0,5833	0,6379	0,6223	0,5959
10	128,586	112,614	120,219	107,963	112,576	121,068	0,6096	0,6322	0,6046	0,6325	0,6199	0,5977
$\dim(P_{ij})$	4	9	16	36	49	64	4	9	16	36	49	64

Таблиця А.3 – Значення показників якості тестових зображень підвищеної РЗ
(504×504 пікселів) з $m = 4$, при зміні розмірності фрейму зображення низької
РЗ $\dim(P_{i,j})$

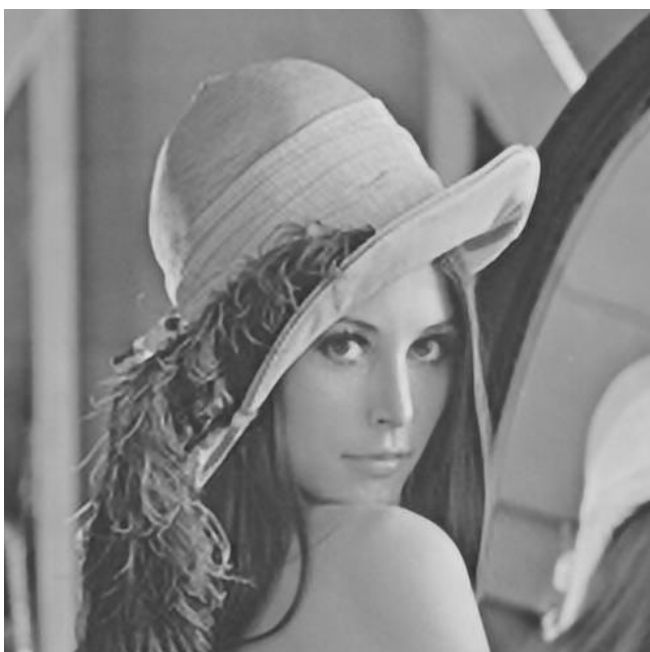
Значення показників якості вихідних зображень підвищеної РЗ								
№ зображення	PSNR				SSIM			
	1	28,8674	29,8250	31,4627	32,3927	0,8995	0,9145	0,9273
2	28,5632	29,5761	29,3381	28,7958	0,8964	0,9134	0,9033	0,8878
3	31,4444	33,3346	33,3362	32,4300	0,9286	0,9503	0,9418	0,9263
4	22,0770	22,0864	21,7506	21,439	0,8645	0,8926	0,8709	0,8483
5	22,1645	22,4003	22,3242	22,033	0,6933	0,7124	0,7131	0,6931
6	23,8980	24,8059	24,4706	23,713	0,8422	0,8670	0,8455	0,8073
7	27,6457	28,8714	28,7769	28,164	0,8566	0,8911	0,8845	0,8662
8	30,0294	31,2099	31,3350	30,629	0,9138	0,9292	0,9271	0,9137
9	24,2786	24,7341	24,6073	24,199	0,7886	0,8061	0,7987	0,7797
10	26,4209	26,9457	26,8503	26,361	0,8699	0,8841	0,8757	0,8550
	MSE				UIQ			
1	84,3995	67,6985	46,4311	37,4808	0,5537	0,5781	0,6006	0,6140
2	90,5240	71,6923	75,7302	85,8030	0,5304	0,5510	0,5335	0,5117
3	46,6271	30,1728	30,1622	37,1604	0,5638	0,6363	0,6018	0,5588
4	403,0716	402,1951	434,5327	466,8162	0,4716	0,5437	0,5052	0,4628
5	395,0322	374,1561	380,7680	407,1111	0,3958	0,4149	0,4189	0,3989
6	265,0208	215,0252	232,2849	276,5041	0,4905	0,5252	0,4979	0,4596
7	111,8173	84,3211	86,1763	99,2381	0,4622	0,4994	0,4727	0,4445
8	64,5866	49,2138	47,8162	56,2554	0,6678	0,6949	0,6810	0,6534
9	242,7836	218,609	225,0854	247,236	0,4786	0,5008	0,4919	0,4719
10	148,2476	131,3734	134,2913	150,2929	0,5206	0,5414	0,5268	0,4958
$\dim(P_{ij})$	4	9	36	49	4	9	36	49



а) еталон



в) розроблений метод



в) метод Донга

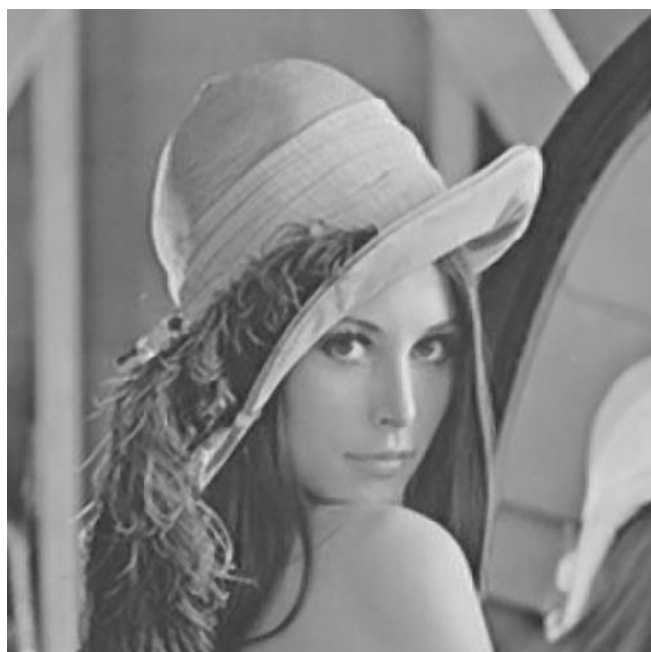
г) розроблений метод + медіанна
фільтрація (вікно фільтрації 3×3)

Рисунок А.1 – Результати збільшення РЗ зображень¹ з $m = 3$ різними методами при $\dim(P_{i,j}) = 36$.

¹ Усі зображення масштабовані з метою подачі у дисертаційній роботі.

ДОДАТОК Б.

ВМІСТ НАВЧАЛЬНОЇ ВИБІРКИ

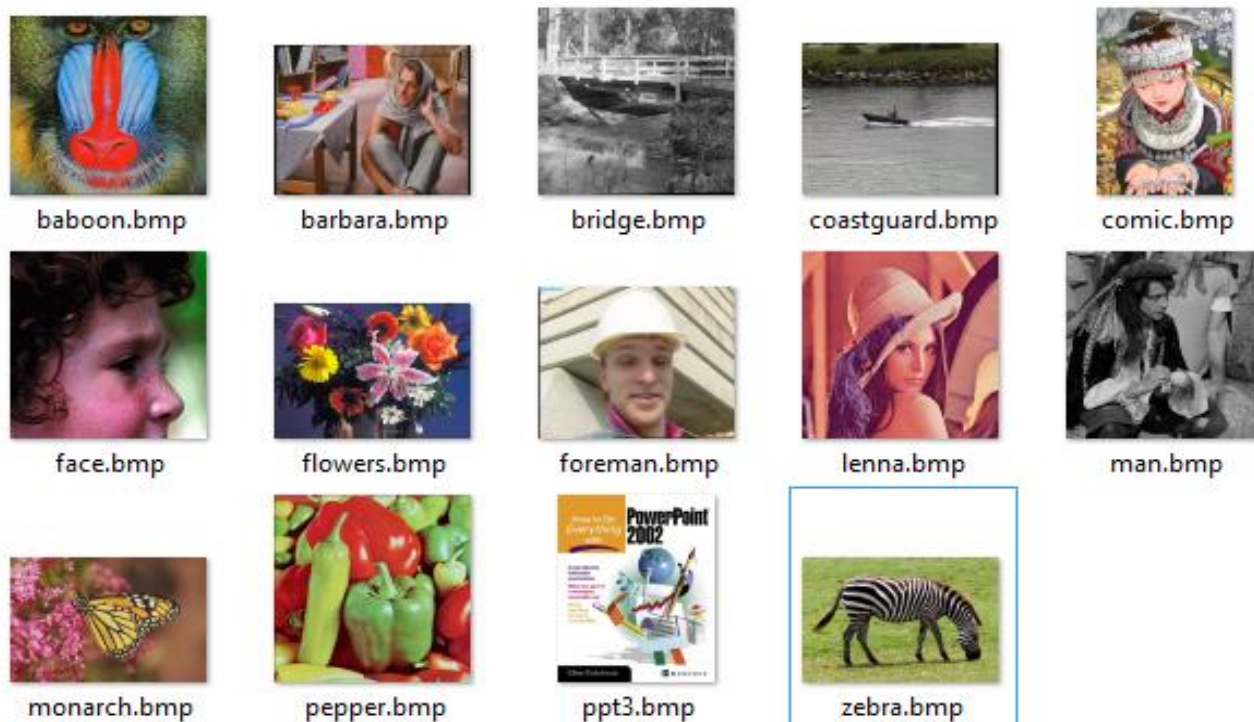


Рисунок Б.1 – Частина навчальної вибірки зображень² високої РЗ методу збільшення роздільної здатності зображень на основі конволюційної нейронної мережі³.

² Усі зображення масштабовані з метою подачі у дисертаційній роботі.

³ Dong C. Learning a Deep Convolutional Network for Image Super-Resolution / Dong Chao, Loy Chen Change, He Kaiming, Tang Xiaoou // Computer Vision: proc. of european conf., Zurich, Switzerland, 6–12 September 2014. – Springer, 2014. – P. 184 – 199.

ДОДАТОК В.

РЕЗУЛЬТАТИ ЕКСПЕРИМЕНТІВ ДО РОЗДІЛУ 3

Таблиця В.1 – Значення PSNR та модуля градієнта PSNR в залежності від значенні коефіцієнта збільшення при використанні матричного оператора симетричних конвергенцій

Коефіцієнт збільшення	Значення PSNR за алгоритмом 3.1.1	Значення PSNR за бікубічною інтерполяцією	Модуль градієнта PSNR за алгоритмом 3.1.1	Модуль градієнта PSNR за бікубічною інтерполяцією
2	38,273	32,2730		
4	38,246	31,6672	0,0135	0,302895
8	38,206	30,3946	0,01	0,31816175
10	38,18	30,0346	0,013	0,1799965
12	38,098	29,4399	0,041	0,297351
14	38,079	29,0346	0,0095	0,202652905
16	38,065	28,3267	0,007	0,35391077

Таблиця В.2 – Значення PSNR та модуля градієнта PSNR в залежності від значенні коефіцієнта збільшення при використанні матричного оператора дивергенцій та операції кросинговеру при використанні М.3.2.1

Коефіцієнт збільшення	Значення PSNR		Модуль градієнта PSNR			
	I_1	I_2	I	I_1	I_2	I
2	35,2632	28,83418	41,7598			
4	35,02457	28,73002	40,9631	0,119317	0,052082	0,39835
8	34,7265	28,61083	40,0523	0,074517	0,029798	0,2277
10	34,3856	27,12564	39,2134	0,17045	0,742595	0,41945
12	33,4728	27,00354	39,0356	0,4564	0,061047	0,0889
14	33,0345	26,194	38,5423	0,21915	0,404771	0,24665
16	32,69708	25,49	38,0745	0,16871	0,352	0,2339

Таблиця В.3 – Значення PSNR та модуля градієнта PSNR в залежності від значенні коефіцієнта збільшення при використанні матричного оператора дивергенцій та операції кросинговеру при використанні М.3.3.1

Коефіцієнт збільшення	Значення PSNR			Модуль градієнта PSNR		
	I_1	I_2	I	I_1	I_2	I
2	35,2832	28,85418	41,7798			
4	35,14404	28,78712	41,71432	0,069582	0,03353	0,01377
8	34,8706	28,6515	41,68678	0,068359	0,033906	0,023256
10	33,96	27,9704	40,7132	0,4553	0,340548	0,5333
12	33,3	27,5236	40,003	0,33	0,2234	0,3551
14	33,2405	27,2542	39,9556	0,02975	0,1347	0,0237
16	33,1804	27,04	39,905	0,03005	0,1071	0,0253

Таблиця В.4 – Значення PSNR та модуля градієнта PSNR в залежності від значенні коефіцієнта збільшення при використанні матричного оператора дивергенцій та операції кросинговеру при використанні М.3.4.1

Коефіцієнт збільшення	Значення PSNR			Модуль градієнта PSNR		
	I_1	I_2	I	I_1	I_2	I
2	35,14273	24,85418	38,80435			
4	34,45356	23,87564	38,14353	0,344585	0,48927	0,078348
8	33,87052	23,00187	37,98683	0,145759	0,218443	0,204381
10	33,89235	23,96453	39,01264	0,010912	0,481332	0,104141
12	34,33248	24,3482	40,70009	0,220066	0,191835	0,843726
14	34,84568	25,00006	41,4556	0,256602	0,32593	0,377755
16	35,46683	25,34156	41,95433	0,310574	0,17075	0,249363

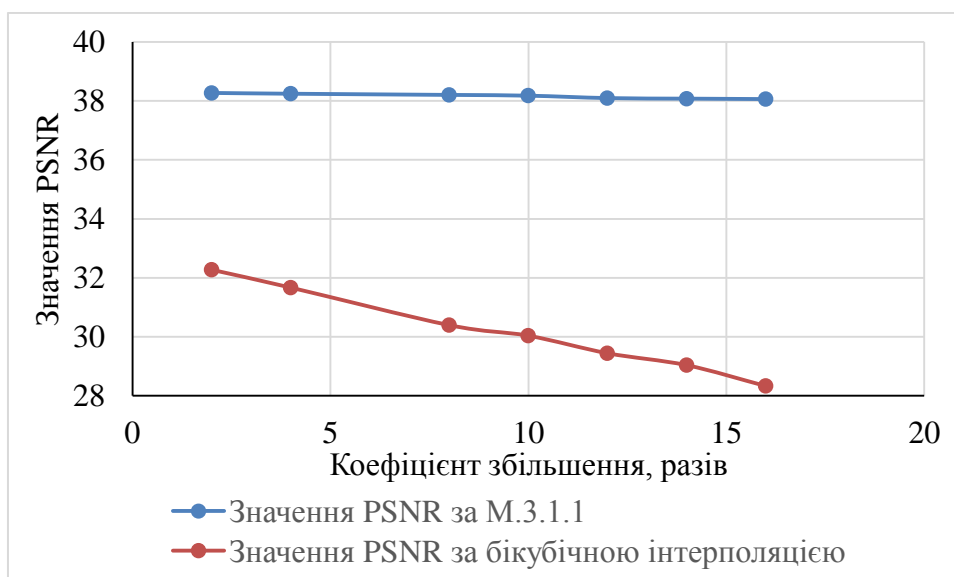


Рисунок В.1 – Залежності PSNR від коефіцієнта збільшення для передискретизованих зображень за М.3.1.1 та методом бікубічної інтерполяції



Рисунок В.2 – Збільшене друге вхідне зображення для розв'язання задачі забезпечення надвисокої РЗ з використанням оператора кросинговеру

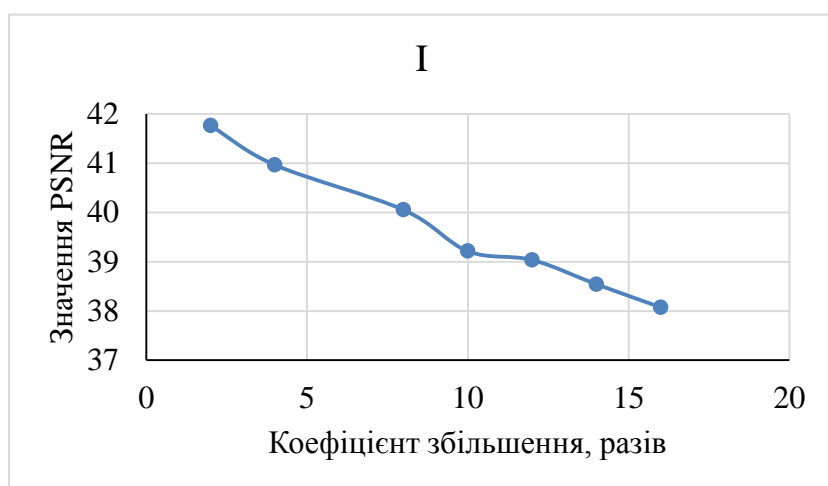
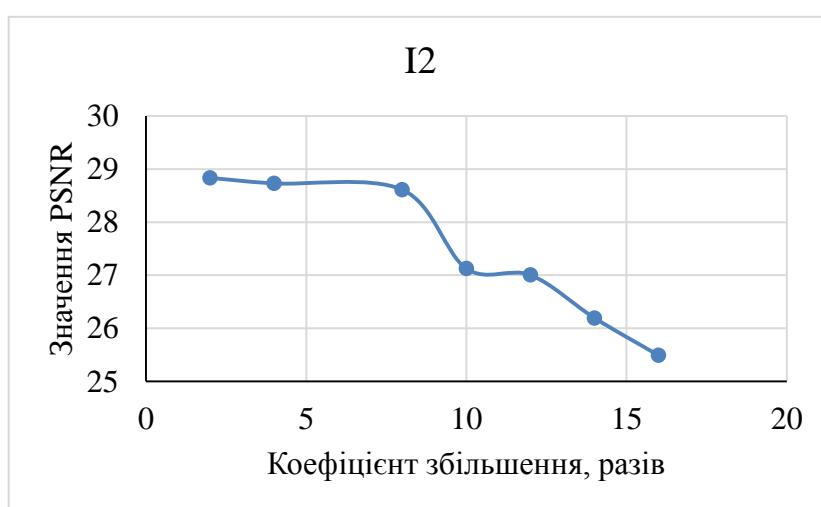
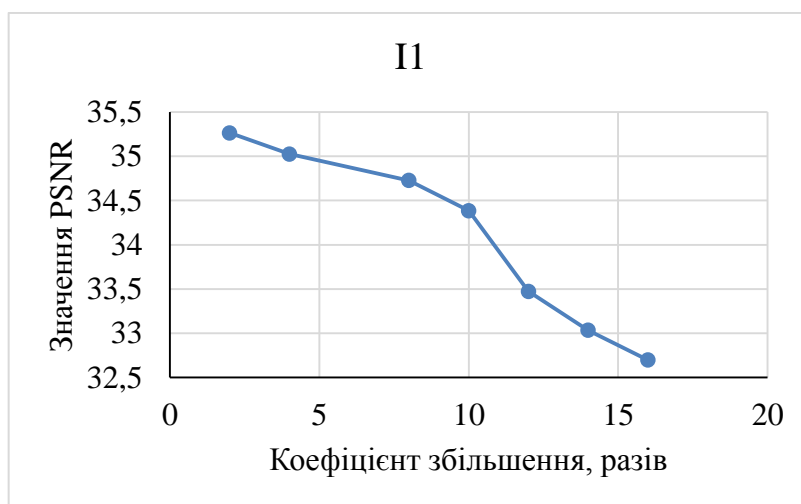


Рисунок В.3 – Значення співвідношення пікового сигналу до шуму при різних значення коефіцієнта збільшення для передискретизованих зображень I_1 , I_2 та I_3 використанням М.3.2.1

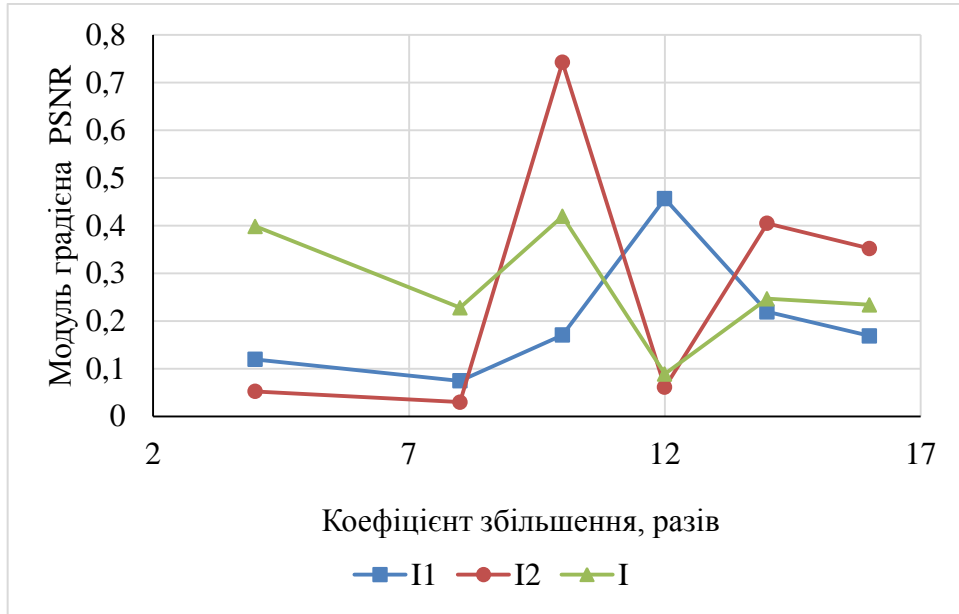


Рисунок В.4 – Залежності значень модулів градієнтів PSNR від коефіцієнта збільшення для зображень $I_1^{(m)}$, $I_2^{(m)}$ та $I^{(m)}$, отриманих за М.3.2.1

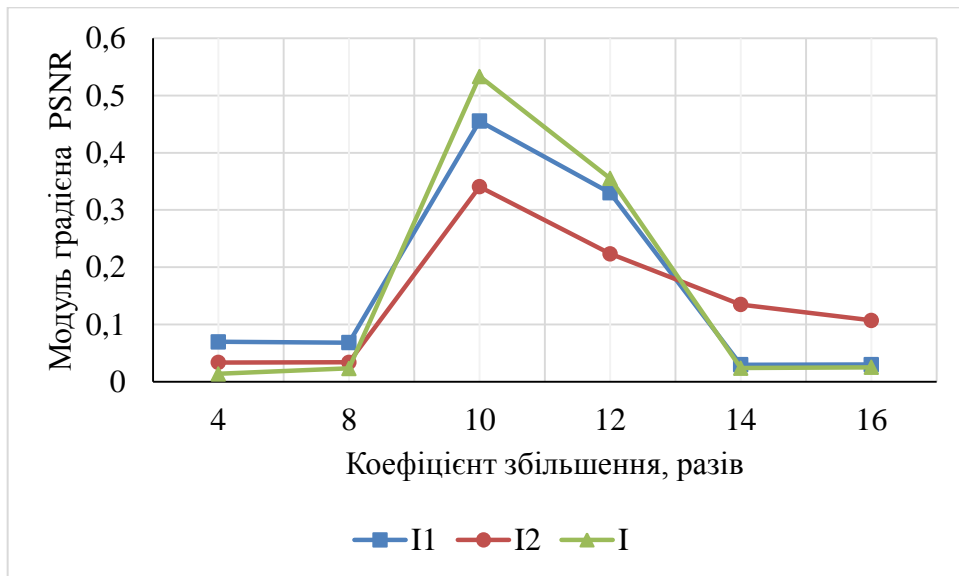


Рисунок В.5 – Залежності значень модуля градієнтів PSNR від коефіцієнта збільшення для зображень $I_1^{(m)}$, $I_2^{(m)}$ та $I^{(m)}$, отриманих за М.3.3.1

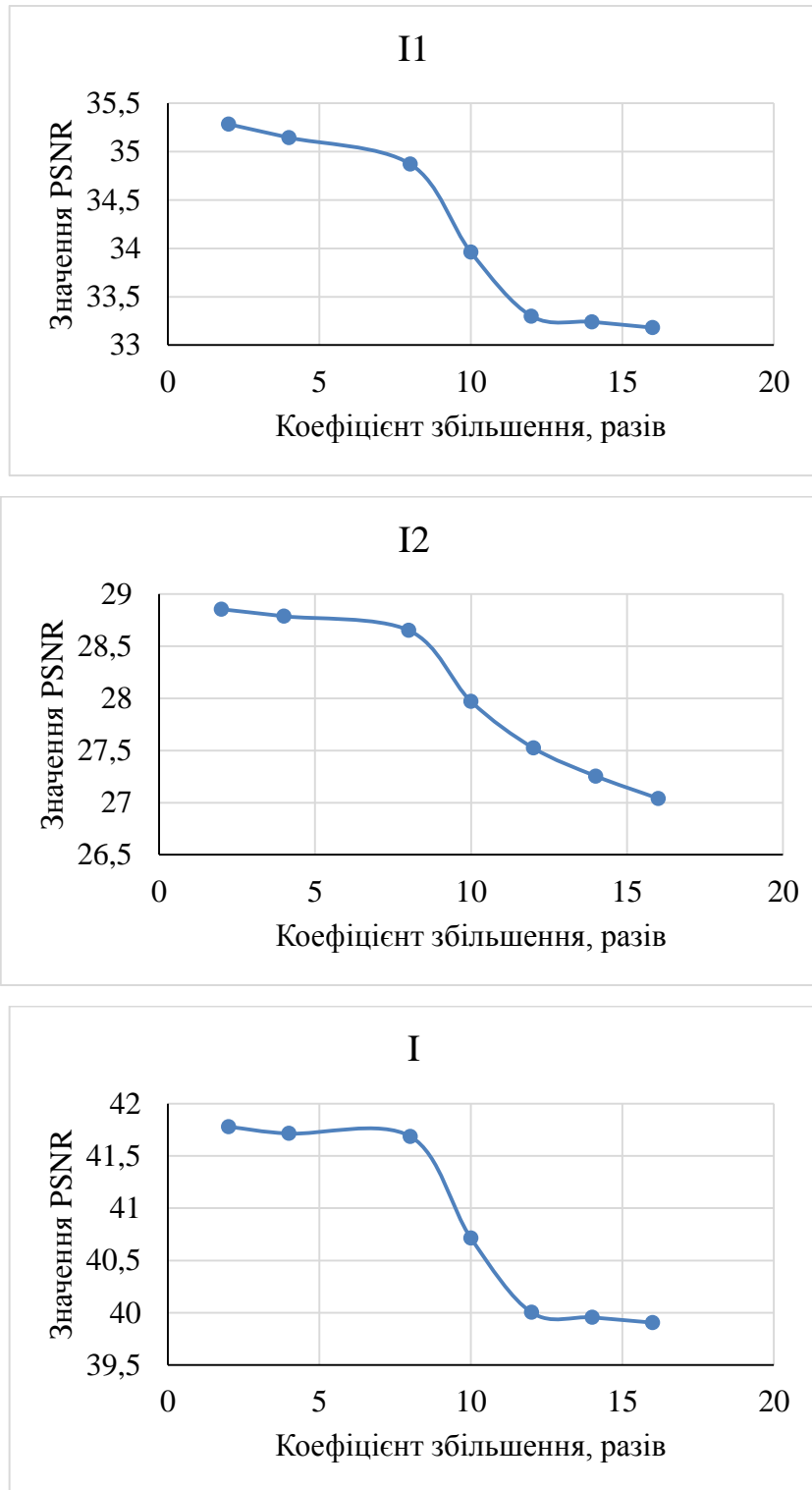


Рисунок В.6 – Значення співвідношення пікового сигналу до шуму при різних значення коефіцієнта збільшення для передискретизованих зображень I_1 , I_2 та I при використанні М.3.3.1

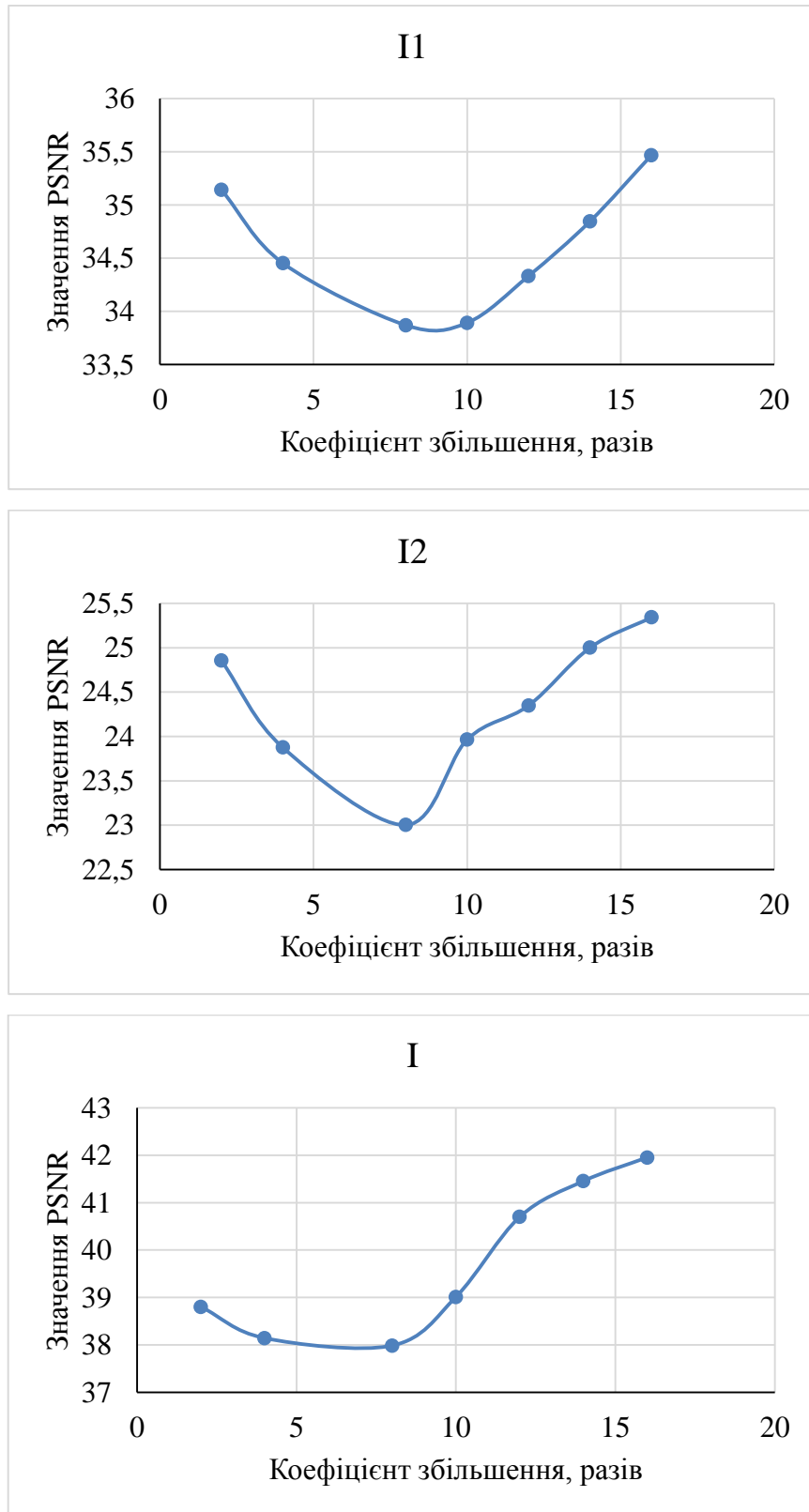


Рисунок В.7 – Значення співвідношення пікового сигналу до шуму при різних значення коефіцієнта збільшення для передискретизованих зображень I_1 , I_2 та I при використанні М.3.4.1

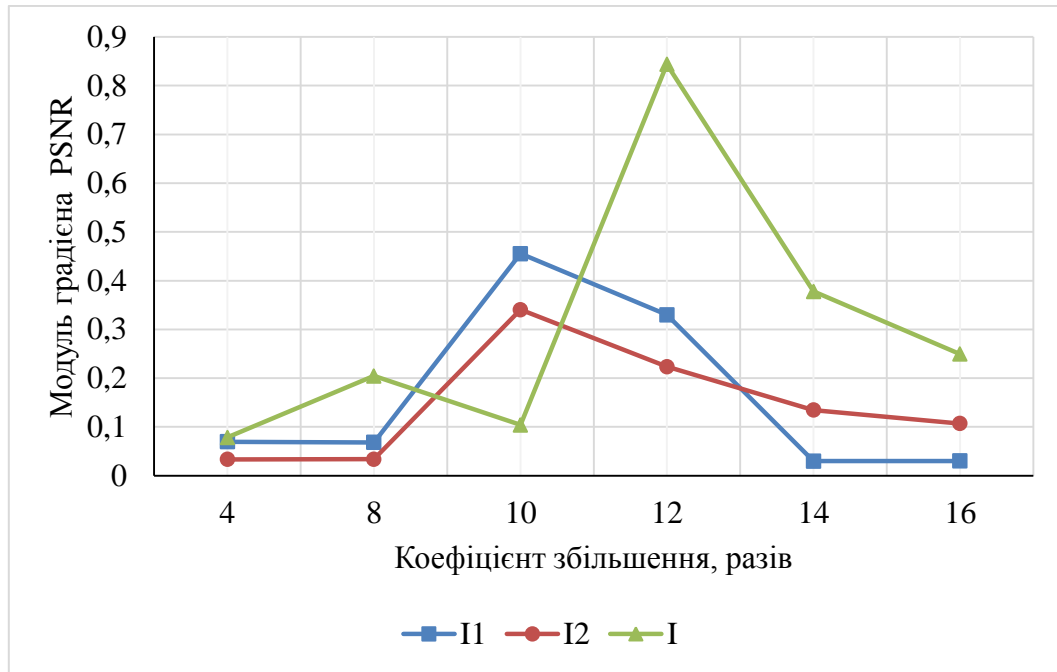


Рисунок В.8 – Залежності значень модуля градієнтів PSNR від коефіцієнта збільшення для зображень $I_1^{(m)}$, $I_2^{(m)}$ та $I^{(m)}$, отриманих за М.3.4.1

ДОДАТОК Г.

**ПАТЕНТИ НА ВІНАХОДИ УКРАЇНИ ТА СВІДОЦТВА ПРО АВТОРСЬКЕ
ПРАВО НА ТВІР (КОМП'ЮТЕРНУ ПРОГРАМУ) ЗА ТЕМОЮ
ДИСЕРТАЦІЙНИХ ДОСЛІДЖЕНЬ**





УКРАЇНА



• ДЕРЖАВНА СЛУЖБА • **ВЛАСНОСТІ УКРАЇНИ** •

• ІНТЕЛЕКТУАЛЬНОЇ •

СВІДОЦТВО

про реєстрацію авторського права на твір

№ 50657

Комп'ютерна програма "Автоматизований аналізатор траєкторій рухомих об'єктів у відеопотоках"

(вид, назва службового твору)

Автор(и) **Пелешко Дмитро Дмитрович, Іванов Юрій Сергійович, Ізонін Іван Вікторович, Клювак Андрій Володимирович**

(повне ім'я, псевдонім (за наявності))

Авторські майнові права належать **Національний університет "Львівська політехніка", вул. Ст. Бандери, 12, м. Львів, 79013**

(повне ім'я фізичної та/або повне офіційне найменування юридичної особи, адреса)

09.08.2013

Дата реєстрації




M. Kovina

**Голова Державної служби інтелектуальної власності України
М.В. Ковіня**

• УКРАЇНА • UKRAINE • УКРАЇНА • UKRAINE • УКРАЇНА • UKRAINE • УКРАЇНА • UKRAINE • УКРАЇНА • UKRAINE • УКРАЇНА •

ДОДАТОК Д.
АКТИ ВПРОВАДЖЕННЯ РЕЗУЛЬТАТІВ ДИСЕРТАЦІЙНОГО
ДОСЛІДЖЕННЯ

Головний лікар
ТзОВ «Клініка сучасних методів
діагностики та інноваційних
медичних технологій «Водолій»


В.В. Симулик
«11» 11 2015 р.
90400 м. Хуст, вул. С. Росохи, 1.

У КРАЇНІ
Клініка сучасних методів діагностики
та інноваційних медичних технологій
«ВОДОЛІЙ»
11/15 від 11 11 2015
В.В. Симулик

АКТ

про впровадження результатів дисертаційної роботи на здобуття ступеня
кандидата технічних наук
Ізоніна Івана Вікторович

Комісія у складі:

голови: головного лікаря ТзОВ «Клініка сучасних методів діагностики та інноваційних медичних технологій - «Водолій», Симулика Василя Васильовича, членів комісії: д.мед.н., Ороса Михайла Михайловича, лікаря Клованича Олександра Васильовича склала цей акт про те, що в результаті спільних наукових досліджень в галузі неврології був використаний метод збільшення роздільної здатності зображень на основі машинного навчання, з використанням нейроподібних структур моделі геометричних перетворень, що розроблений Ізоніном І.В., при створенні підсистеми діагностичної візуалізації для виявлення вторинної епілепсії.

Комісія підтверджує працездатність розробленого методу для розв'язання задачі передискретизації зображень тканин головного мозку з необхідним коефіцієнтом збільшення на основі використання матричного оператора коефіцієнтів ваг синаптичних зв'язків. Сам оператор отримано в процесі навчання нейроподібної структури моделі геометричних перетворень. Вхідними даними підсистеми є зображення, отримані методом магнітно-резонансної томографії.


Результатом роботи розробленої підсистеми є зображення підвищеної роздільної здатності, які використовуються фахівцем для виявлення новоутворень патологічних клітин у головному мозку, гідроцефалії на ранній стадії, анатомічних аномалій церебральних судин тощо. Отримана інформація є диференціально-діагностичними ознаками, які, в сукупності з ознаками, отриманими в процесі лабораторних досліджень, дозволяють діагностувати вторинну епілепсію.

Акт складений для пред'явлення до спеціалізованої вченої ради із захисту дисертацій і не є підставою для фінансових розрахунків.

Члени комісії

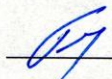



Орос М.М.


Клованич О.В.

ЗАТВЕРДЖУЮ

Директор ТзОВ «ЕЛСИ»

 к.т.н., Шаров Б.Г.
«13» 11 2015 р.

АКТ

використання результатів дисертаційної роботи

Ізоніна Івана Вікторовича

на тему: «Методи та засоби забезпечення надвисокої роздільної здатності зображень з флукуаційною функцією інтенсивності»

При розробленні програмного модуля покращення якості цифрових зображень, отриманих з двох камер мережі відеоспостереження, програмно-апаратного комплексу відеоспостереження в реальному часі, використано розроблений Ізоніном Іваном Вікторовичем метод надвисокої роздільної здатності для випадку двох зображень із флукуаційними функціями інтенсивності, побудований на основі сумісного використання операції кросингвера та агрегатного матричного оператора дивергенцій. Визначальною перевагою цього методу є забезпечення високої якості передискретизації зображень у випадку великих значень коефіцієнта збільшення.

У процесі розробки зазначеного програмного модуля, також використано запропоновану Ізоніном І.В. методологію автоматичного вибору значення коефіцієнта операції кросингвера на основі розв'язання критеріальної оптимізаційної задачі.

Алгоритми, побудовані на основі розроблених Ізоніном І.В. методів, програмно реалізовані у форматі динамічної бібліотеки.

Практична цінність використання методів полягає у тому, що в процесі розробки розподіленої системи відеоспостереження на етапі попереднього опрацювання кадрів відеопотоку вдалось суттєво підвищити роздільну здатність без значного зростання обчислювальних витрат. Завдяки цій передискретизації суттєво зросла якість результатів роботи процедур ідентифікації рухомих об'єктів в зонах уваги камер систем відеоспостереження.

Голова комісії:

директор, к.т.н.



Шаров Б.Г.

Члени комісії:

Керівник проекту

Червак А.М.

Провідний спеціаліст

Крися А.І.

«ЗАТВЕРДЖУЮ»



АКТ

**використання результатів дисертаційної роботи
Ізоніна Івана Вікторовича**

«Методи та засоби забезпечення надвисокої роздільної здатності зображень з флуктуаційною функцією інтенсивності», представленої на здобуття наукового ступеня кандидата технічних наук, при виконанні науково-дослідних робіт, які виконувались в інституті ІКНІ Національного університету «Львівська політехніка»

Комісія у складі голови – начальника науково-дослідної частини, к.т.н., доц. Жук Л.В., та членів: директора інституту комп'ютерних наук та інформаційних технологій, д.т.н., проф. Медиковського М.О., завідувача відділу науково-організаційного супроводу наукових досліджень, к.т.н. Лазько Г.В. та заступника начальника планово-фінансового відділу Чулой Т.М. підтверджують, що результати дисертаційної роботи Ізоніна Івана Вікторовича на тему «Методи та засоби забезпечення надвисокої роздільної здатності зображень з флуктуаційною функцією інтенсивності» використовувались у науково-дослідних темах та технічних розробках інституту комп'ютерних наук та інформаційних технологій, зокрема, ДБ/ІАСУ «Інструментальні засоби та інтелектуальні компоненти синтезу інтегрованих автоматизованих систем управління» (номер державної реєстрації 0113U003186), ДБ/Робот «Розвиток теорії синтезу нейронних мереж на НВІС-структурах для обробки сигналів в робототехнічних системах», (номер державної реєстрації 0112U001204), та ДБ/Трекінг «Відслідковування рухомих об'єктів у відеопотоках реального часу», (номер державної реєстрації 0115U000432).

В проєкті «Відслідковування рухомих об'єктів у відеопотоках реального часу» використано розроблений Ізоніном І.В. метод надвисокої роздільної здатності для випадку одного зображення із флуктуаційною функцією

інтенсивності на основі псевдообертання виродженого матричного оператора відносних симетричних мір конвергенції, який підвищує якість результатів збільшення роздільної здатності і мінімізує обчислювальні витрати в практичних реалізаціях алгоритмів, побудованих на основі операторів подібності.

В рамках проекту «Інструментальні засоби та інтелектуальні компоненти синтезу інтегрованих автоматизованих систем управління» за результатами дисертаційних досліджень Ізоніна Івана Вікторовича здійснено використання розроблених пристроїв медіанної фільтрації, які, за рахунок введення нових елементів та зв'язків між ними розширили функціональні можливості існуючих апаратних реалізацій медіанного фільтру та забезпечили підвищення швидкодії процесу медіанної фільтрації шляхом зменшення такту роботи пристроїв.

В рамках виконання фундаментальної НДР «Розвиток теорії синтезу нейронних мереж на НВІС-структурах для обробки сигналів в робототехнічних системах» використано розроблену Ізоніном І.В. методологію зміни роздільної здатності зображення на основі машинного навчання. Процес навчання відбувається з використанням нейроподібних структур моделі геометричних перетворень. Розроблені методи забезпечили зменшення обчислювальних ресурсів на стадії навчання і забезпечили можливість розв'язання задачі як збільшення так і ефективного зменшення роздільної здатності зображень.

Голова комісії:

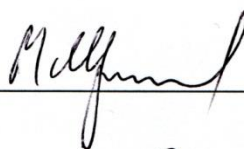
начальник НДЧ,
к.т.н., доц.



Л.В. Жук

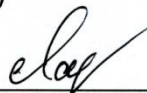
Члени комісії:

Директор ІКНІ,
д.т.н., проф.



М.О. Медиковський

Зав. відділу НОСНД
к.т.н.



Г.В. Лазько

Заст. нач. ПФВ



Т.М. Чулой



«ЗАТВЕРДЖУЮ»

Директор з науково-педагогічної роботи
 Національного університету
 «Львівська політехніка»
 доц. Давидчак О.Р.
 _____ 2015 р.

АКТ

про впровадження в навчальний процес результатів дисертаційної роботи
 аспіранта Ізоніна Івана Вікторовича на тему
 «Методи та засоби забезпечення надвисокої роздільної здатності зображень з
 флюктуаційною функцією інтенсивності»,
 представленої до захисту на здобуття наукового ступеня кандидата технічних
 наук

Комісія у складі: директора ІКНІ, д.т.н., проф. Медиковського М.О., зав.
 кафедри інформаційних технологій видавничої справи (ІТВС) д.т.н., проф. Пелешка
 Д.Д., проф. каф. інформаційних технологій видавничої справи (ІТВС), д.т.н., проф.
 Ткаченка Р.О. склала даний акт у тому, що у навчальному процесі кафедри ІТВС
 Національного університету «Львівська політехніка» для студентів напряму
 підготовки «Видавничо-поліграфічна справа» (шифр - 6.051501), використовуються
 результати дисертаційних досліджень аспіранта кафедри ІТВС Ізоніна Івана
 Вікторовича на тему: «Методи та засоби забезпечення надвисокої роздільної
 здатності зображень з флюктуаційною функцією інтенсивності». Зокрема у
 дисциплінах:

1. «Системи штучного інтелекту», (напряму підготовки 6.051501), тема 18
 «Модель геометричних перетворень». Використано процедуру синтезу матричного
 оператора коефіцієнтів ваг синаптичних зв'язків з навченої нейроподібної структури
 моделі геометричних перетворень з багатьма виходами для розв'язання задач
 передискретизації цифрових зображень.
2. «Компютерна графіка» (напряму підготовки 6.051501), тема 10 «Методи
 створення реалістичних тривимірних зображень». Використано розроблений метод
 забезпечення надвисокої роздільної здатності у випадку двох зображень на основі
 сумісного використання елементів теорії генетичних алгоритмів та матричного
 оператора дивергенцій, що забезпечує високу ефективність збільшення роздільної
 здатності на основі співвідношення сигнал/шум.

Ефект від використання результатів дисертаційної роботи Ізоніна І.В. полягає у
 вивченні майбутніми фахівцями сучасних методів забезпечення надвисокої
 роздільної здатності зображень з елементами інтелектуального аналізу.

Голова комісії:

директор ІКНІ,
 д.т.н., проф.

Члени комісії:

зав. каф. ІТВС,
 д.т.н., проф.
 проф. каф. ІТВС,
 д.т.н., проф.

_____ Медиковський М.О.
 _____ Пелешко Д.Д.
 _____ Ткаченко Р.О.