


Міністерство освіти і науки України
Національний університет «Львівська політехніка»

ІЗОНІН ІВАН ВІКТОРОВИЧ



УДК 004.89 + 004.932

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

05.13.23 – системи та засоби штучного інтелекту

Автореферат
дисертації на здобуття наукового ступеня
кандидата технічних наук

Львів – 2016

Дисертацією є рукопис.

Робота виконана в Національному університеті «Львівська політехніка» Міністерства освіти і науки України.

Науковий керівник:

доктор технічних наук, професор
Пелешко Дмитро Дмитрович,
Національний університет «Львівська політехніка»,
завідувач кафедри інформаційних технологій видавничої справи

Офіційні опоненти:

доктор технічних наук, професор
Винокурова Олена Анатоліївна,
Харківський національний університет радіоелектроніки,
головний науковий співробітник Проблемної науково-дослідної
лабораторії автоматизованих систем управління

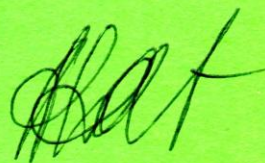
кандидат технічних наук, доцент
Повхан Ігор Федорович,
Державний вищий навчальний заклад «Ужгородський
національний університет»,
доцент кафедри програмного забезпечення систем

Захист відбудеться «11» березня 2016 р. о 14⁰⁰ годині на засіданні спеціалізованої вченої ради Д35.052.14 у Національному університеті «Львівська політехніка» за адресою: 79013, м. Львів, вул. Степана Бандери, 28а, ауд. 807, V навч. корп.

З дисертацією можна ознайомитися у бібліотеці Національного університету «Львівська політехніка» за адресою: 79013, м. Львів, вул. Професорська, 1.

Автореферат розісланий « 05 » лютого 2016 р.

Учений секретар
спеціалізованої вченої ради
канд. тех. наук, доцент



А. С. Батюк

ЗАГАЛЬНА ХАРАКТЕРИСТИКА РОБОТИ

Актуальність теми. 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». Дисертація безпосередньо пов'язана з планами наукових досліджень, які виконувалися в межах держбюджетних науково-дослідних робіт 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 та задачі 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 дивергенції;
- 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.

Предмет дослідження – методи забезпечення надвисокої роздільної здатності зображень.

Методи дослідження. Для розв'язання поставлених у дисертаційній роботі задач використано такі методи: обробки цифрових зображень, функціонального аналізу, теорій мір, множин та операторів, лінійної алгебри, генетичних алгоритмів, нейронних мереж.

Наукова новизна отриманих 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 базуються 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 методів 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.

Особистий внесок здобувача. Усі наукові результати дисертаційної роботи здобувач отримав самостійно. У працях, опублікованих у співавторстві, здобувачеві належать: методологія зміни РЗ зображень на основі МН із використанням нейроподібних структур моделі геометричних перетворень (НПС МГП) [1]; процедура отримання матричного оператора коефіцієнтів ваг синаптичних зв'язків із навченої НПС МГП з багатьма виходами [3] та його використання для розв'язання задачі збільшення РЗ зображень [10]; аналіз та оцінка нових підходів до розв'язання прикладних задач попередньої обробки зображень у системах штучного інтелекту [7, 17, 18]; метод НРЗ зображень для випадку двох зображень на основі сумісного використання операції кросинговеру та псевдообертання виродженого матричного оператора дивергенцій [11]; метод НРЗ зображень на основі псевдообертання виродженого матричного оператора відносних симетричних мір конвергенції [12, 20]; метод НРЗ зображень на основі використання агрегатного матричного оператора дивергенцій [11, 19]; дослідження впливу розмірності фрейму [13] та ступеня нелінійності синаптичних зв'язків [15] на якість вихідних зображень підвищеної РЗ на основі МН; порівняльний аналіз та класифікація методів НРЗ [4]; аналіз процедур усунення спотворень у методах реконструкції зображень [5]; архітектура та принципи роботи одновимірного медіанного фільтра [2, 8, 16]; синтезовані структури двовимірного медіанного фільтра [9, 14]; відображення алгоритмів нейромережевої обробки зображень в узгоджено-паралельні НВІС-структури реального часу [6].

Апробація результатів дисертаційної роботи. Основні результати наукових досліджень доповідалися 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, 2011); Xth International Scientific and Technical Conference “Computer science and information technologies”(Lviv, Ukraine, 2015); Міжнародній науковій конференції «Інтелектуальні системи прийняття рішень та проблеми обчислювального інтелекту ISDMCI'2014» (м. Залізний порт, Україна, 2014 р.); Міжнародній науковій конференції «Інтелектуальні системи прийняття рішень та проблеми обчислювального інтелекту ISDMCI'2015» (м. Залізний порт, Україна, 2015 р.); The European scientific and practical congress “Global scientific unity 2014” (Prague, Czech Republic, 2014); VI Всероссийской научно-технической конференции с международным участием «Робототехника и искусственный интеллект» (г. Железногорск, Россия, 2014 г.); VII International conference on Optoelectronic Information Technologies «Photonics – ODS 2015» (Vinnitsya, Ukraine, 2015);

III Міжнародній науково-практичній конференції «Обчислювальний інтелект (результати, проблеми, перспективи) ComInt – 2015» (м. Київ – м. Черкаси, Україна, 2015); Міжнародній науково-практичній конференції «Комп'ютерні технології та інформаційна безпека» (м. Кіровоград, Україна, 2015).

Матеріали дисертації регулярно доповідались та обговорювалися 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; 2 свідоцтва про авторські права.

Структура та обсяг дисертації. Дисертація складається зі вступу, чотирьох розділів, висновків, списку використаних джерел та додатків. Робота містить 114 сторінок основного тексту, 36 рисунків та 4 таблиці. Загальний обсяг дисертації – 158 сторінок, список літературних джерел налічує 166 найменувань на 20 сторінках. Дисертація містить 5 додатків, розміщених на 24 сторінках.

ОСНОВНИЙ ЗМІСТ РОБОТИ

У **вступі** обґрунтовано актуальність теми дисертаційної роботи, сформульовано мету і задачі дослідження, визначено наукову новизну та практичне значення отриманих результатів, показано зв'язок роботи з науковими темами. Подано відомості про впровадження та апробацію результатів дисертаційної роботи, публікації та особистий внесок здобувача.

У **першому розділі** розглянуто характеристики та класифікацію методів НРЗ зображень, проаналізовано принципи роботи цих методів, виділено їхні основні переваги та недоліки.

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 $m \geq 16$.

На основі проведеного огляду літературних джерел розглянуто методи НРЗ у просторовій та частотній областях. Методи НРЗ просторової області залежно від кількості вхідних зображень поділяються на класичні (у випадку набору зображень) та методи обробки одного зображення. Для випадку одного зображення ці методи ґрунтуються на технологіях реконструкції чи МН.

Метою методів НРЗ зображень на основі технології реконструкції є відновлення деталей зображення обробкою вхідного зразка низької РЗ при збереженні різкості його країв. Різновидів подібних алгоритмів є багато. Ряд методів призначені для видалення або зменшення прояву артефактів згладжування. Для цього вони

використовують так звані “первинні ескізи” – природні, основні елементи розпізнавання як апріорну інформацію алгоритму. Інша група методів для розв’язання задачі надвисокої РЗ використовує градієнтні профілі. Ці методи, як і методи попередньої групи знаходять відповідності між статистиками форми (зокрема градієнтні профілі різкості) зображень низької та високої роздільної здатності на основі навчання. Отримана інформація використовується для накладання обмежень, визначених за градієнтом, у процесі реконструкції. Основним недоліком методів цієї групи є те, що процес збільшення РЗ зображення супроводжується розмитістю контурів, що визначають однорідні ділянки об’єктів на зображеннях, тому виникає необхідність застосування процедур post-обробки.

Методи НРЗ на основі навчання передбачають створення навчальної моделі для визначення відповістей між зображеннями низької та високої РЗ, які зазвичай встановлюються з бази даних. Процес забезпечення НРЗ полягає у застосуванні отриманої «навченої» моделі для синтезу зображення високої роздільної здатності із вхідного зразка з низькою РЗ. Різноманітні методи цього класу відновлюють відсутні деталі на результуючому зображенні з використанням подібності між вхідним зразком низької РЗ і прикладами в навчальній множині. Для реалізації процедури навчання використовується різноманітний інструментарій: піраміди особливостей, довірчі мережі, нейронні мережі. Методи на основі пірамід особливостей супроводжуються використанням великого обсягу обчислювальних ресурсів. Окрім цього, процес навчання може бути дуже повільним, а прогнозування очікуваних фреймів не завжди точним. Застосування довірчих мереж (belief networks), таких як Марковські мережі чи деревоподібні структури у задачах НРЗ демонструє задовільні результати лише при малих коефіцієнтах збільшення. Методи, що базуються на нейромережевому навчанні, супроводжуються використанням великого обсягу обчислювальних ресурсів, необхідних для реалізації процедури навчання. Зокрема метод НРЗ зображень на основі конволюційної нейронної мережі вимагає великої навчальної вибірки, а тривалість процедури навчання іноді сягає трьох діб.

У випадку набору зображень сучасні методи передискретизації використовують додаткову інформативність на основі субпіксельного зсуву на неціле значення функції інтенсивності у відповідних пікселях усіх зображень набору.

Значна кількість класичних методів НРЗ розглядає задачу надвисокої РЗ як обернену (методи, що ґрунтуються на принципі максимуму апостеріорної інформації та на основі критерію максимальної правдоподібності). У таких випадках результуюче зображення високої РЗ може характеризуватися появою таких артефактів, як аліасінг, ефект Гібса, різного виду шуми тощо, що негативно впливає на візуальну інформативність зображень.

Встановлено, що більшість класичних методів НРЗ не забезпечують однозначності розв’язку (методи на основі теорії проєкцій на опуклі множини та метод ітеративного зворотного проєктування). Більше того, алгоритмічне представлення цих методів дуже часто містить процедури децимації, інколи – ітераційні, що може призвести до спотворень внаслідок високочастотних втрат спектра результуючого зображення підвищеної роздільної здатності.

Методи НРЗ частотної області ґрунтуються на використанні перетворення Фур’є чи вейвлет-перетворення. Не зважаючи на порівняно меншу обчислювальну

складність, вони базуються на припущенні про існування лише глобального руху між зображеннями та лінійного просторово-інваріантного розмиття. Саме тому їх не завжди доцільно застосовувати для обробки реальних зображень.

Визначальною особливістю роботи класичних методів РЗ є висока обчислювальна складність, що висуває високі вимоги до програмно-апаратного забезпечення. А тому актуальним завданням є зменшення обчислювальних витрат та підвищення якості передискретизації зображень під час розв'язання задачі РЗ, особливо у випадку вхідних зображень із флуктуаційною функцією інтенсивності. Відповідно до цього визначено основні завдання наукового дослідження, викладеного у дисертаційній роботі.

У **другому розділі** розроблено методологію передискретизації зображень на основі МН, яка дає змогу мінімізувати обчислювальні ресурси на стадії навчання і забезпечує ефективну передискретизацію цифрових сценарних зображень навіть в *on-line* режимі.

Вхідними даними методу є пара зображень низької I та високої $I^{(m)}$ роздільної здатності:

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

Першим кроком процесу передискретизації зображення на основі МН є поділ навчальної пари зображень низької та високої РЗ на однакову кількість фреймів $P_{i,j}$ та $P_{i,j}^{(m)}$ відповідно.

$$P_{i,j} = \begin{pmatrix} c_{k(i-1)+1,k(j-1)+1} & \cdots & c_{k(i-1)+1,kj} \\ \cdots & \cdots & \cdots \\ c_{ki,k(j-1)+1} & \cdots & c_{ki,kj} \end{pmatrix}; P_{i,j}^{(m)} = \begin{pmatrix} c_{mk(i-1)+1,mk(j-1)+1}^{(m)} & \cdots & c_{mk(i-1)+1,mkj}^{(m)} \\ \cdots & \cdots & \cdots \\ c_{mki,mk(j-1)+1}^{(m)} & \cdots & c_{mki,mkj}^{(m)} \end{pmatrix}, \quad i, j = \overline{1, n}, \quad (2)$$

де m – коефіцієнт зміни РЗ $m \in \mathbf{N}, m > 0$; $k \in \mathbf{N}, k > 0$, $k^{(m)} \in \mathbf{N}, k^{(m)} > 0$ – змінні, які визначають розмірності відповідних фреймів $P_{i,j}$ і $P_{i,j}^{(m)}$, $\dim(P_{i,j}) = k \times k$, $\dim(P_{i,j}^{(m)}) = k^{(m)} \times k^{(m)}$; $n = l / k$ – змінна, яка визначає кількість фреймів $P_{i,j}$.

Задача збільшення РЗ розв'язується за умови $k^{(m)} = mk$, зменшення – $k = k^{(m)} \% m$.

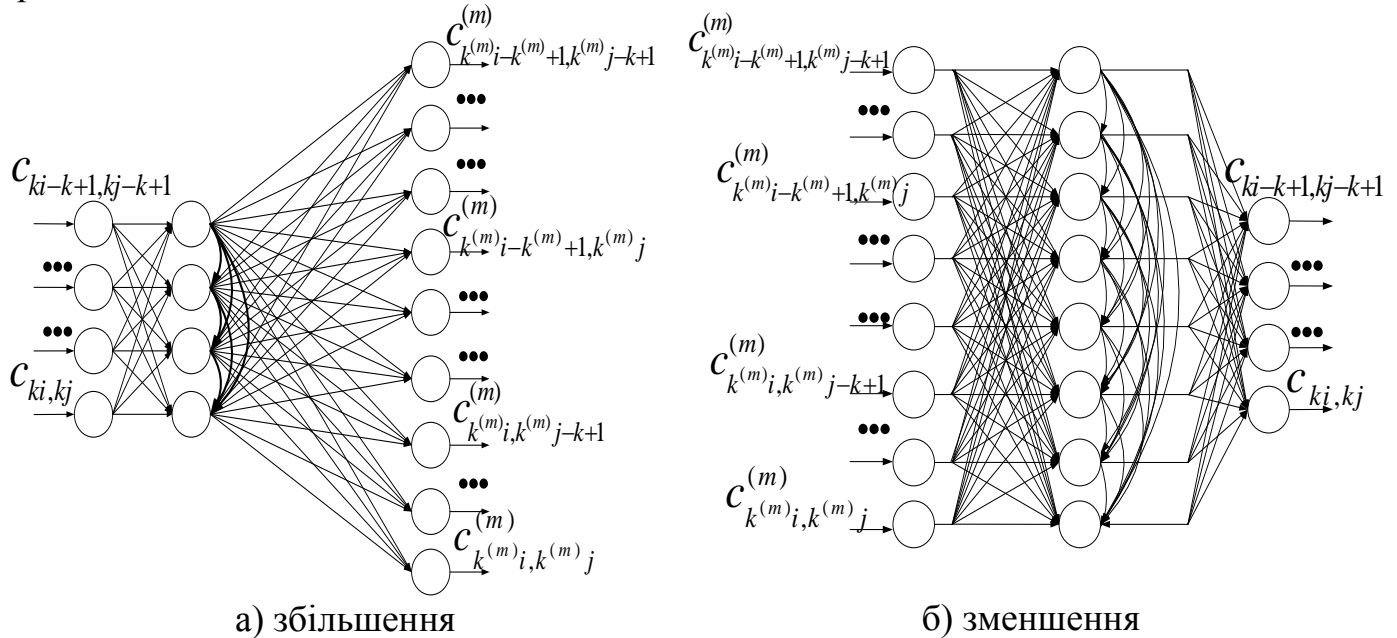
Потім, кожен $P_{i,j}$ подаємо вектором $\bar{A}_{j+\frac{l(i-1)}{k}}$, а $P_{i,j}^{(m)}$ – вектором $\bar{A}_{j+\frac{l(i-1)}{k}}^{(m)}$ таким чином:

$$\bar{A}_{j+\frac{l(i-1)}{k}} = (c_{ki-k+1,kj-k+1}, \dots, c_{ki-k+1,kj}, \dots, c_{ki,kj-k+1}, \dots, c_{ki,kj}); \quad (3)$$

$$\bar{A}_{j+\frac{l(i-1)}{k}}^{(m)} = (c_{k^{(m)}i-k^{(m)}+1,k^{(m)}j-k^{(m)}+1}^{(m)}, \dots, c_{k^{(m)}i-k^{(m)}+1,k^{(m)}j}^{(m)}, \dots, c_{k^{(m)}i,k^{(m)}j-k^{(m)}+1}^{(m)}, \dots, c_{k^{(m)}i,k^{(m)}j}^{(m)}). \quad (4)$$

Використовуючи (3) та (4), формуємо навчальну вибірку M . У випадку розв'язання задачі збільшення РЗ рядки матриці M формуються об'єднанням відповідних (3) та (4), у випадку зменшення – відповідних (4) та (3). Рядки тестової вибірки формуються із векторів (3) вхідного зображення у випадку розв'язання задачі збільшення чи (4) – у випадку зменшення РЗ зображень.

Топологію НПС МГП для розв'язання задачі в обох випадках наведено на рис. 1.



а) збільшення
 б) зменшення
 Рисунок 1 – Топології НПС МГП для розв'язання задачі передискретизації зображення на основі машинного навчання

У результаті застосування тестової вибірки на навченій НПС МГП із заданим в процесі навчання коефіцієнтом передискретизації отримуємо матрицю значень яскравості пікселів результуючого зображення. Послідовне зворотне виконання (4) та (2) дає змогу отримати фрейми нового зображення підвищеної РЗ.

Для практичних експериментів обрано низку найвідоміших зображень з бази Інституту обробки сигналів і зображень Університету Південної Каліфорнії. Зображення однобайтові, напівтонові, з РЗ – 504×504 пікселів і у масштабованому вигляді наведені у дисертаційній роботі. Процедура навчання для усіх експериментів відбувалася на парі зображень за назвою Lena.

Для дослідження впливу розмірності фреймів на показники якості (PSNR та SSIM) результуючих зображень у роботі проведено ряд експериментів. При $m = 3$, РЗ вхідних зразків низької роздільної здатності становить 168×168 пікселів. У структурі НПС МГП міститься один прихований шар, кількість нейронів в якому дорівнює кількості входів, лінійні синаптичні зв'язки між нейронами. Кількість входів – $\dim(P_{i,j})$, кількість виходів визначається за умовою розв'язання задачі збільшення РЗ. Результати експерименту наведено на рис. 2.

Як видно з рис. 2, найкращих результатів якості майже за усією тестовою вибіркою на основі PSNR досягнуто при розмірності $\dim(P_{i,j}) = 6 \times 6 = 36$ пікселів.

На основі експериментальних досліджень збільшення РЗ зображень з $m = 2, 3, 4$ встановлено, що процес передискретизації при значеннях $k < 6$ характеризується

наявністю видимих границь фреймів, що значно погіршує якість зображень вже на етапі візуального оцінювання. При значенні $k \geq 7$ виникають зашумлення окремих частин результуючого зображення. Саме тому при практичному використанні методу обрано $k = 6$.

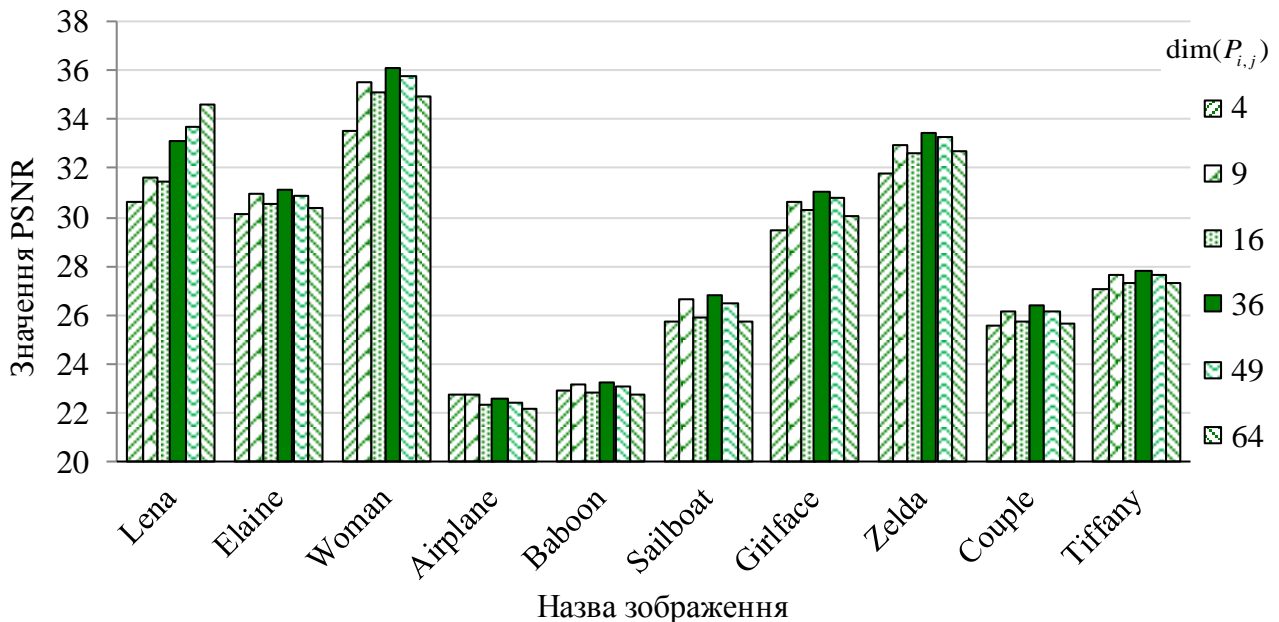


Рисунок 2 – Вплив зміни розміру фрейму $\dim(P_{i,j}) = k \times k$ на значення PSNR для зображень підвищеної РЗ при значенні коефіцієнта збільшення $m = 3$

Експериментальні дослідження впливу застосування нелінійних синаптичних зв'язків між нейронами не підтвердили покращення результатів передискретизації внаслідок очевидного збільшення параметрів складності мережі і погіршення генералізуючих властивостей. 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.

Враховуючи це, використаємо лінійну структуру НПС МГП, включаючи лінійні функції активації нейронів і лінійні синаптичні зв'язки. Це дає змогу застосувати принципи лінійної суперпозиції і перейти від початкових (рис.1) до еквівалентних схем НПС МГП. Процес еквівалентування та повторюваність розв'язку, яка забезпечується алгоритмом навчання, дають змогу отримати матричний оператор коефіцієнтів ваг синаптичних зв'язків із НПС МГП з багатьма виходами. Його застосування забезпечить реалізацію процедури передискретизації зображень без використання НПС МГП на стадії застосування. Це зменшить час роботи процедури на основі МН під час обробки набору сценарних зображень.

Процедура отримання матричного коефіцієнта ваг синаптичних зв'язків із НПС МГП з багатьма виходами для розв'язання задачі збільшення роздільної здатності зображень передбачає виконання таких кроків:

1. На основі навченої НПС МГП отримуємо матрицю коефіцієнтів площини відгуку:

$$V^{(m)} = \left[\alpha_{i,j} \right]_{i=1, k^2+1}^{j=1, (km)^2}, \dim(V) = (k^2 + 1) \times (km)^2. \quad (5)$$

Матрицю (5) отримуємо тестуванням НПС МГП матрицею тестових сигналів T :

$$T = \begin{pmatrix} \Omega \\ E \end{pmatrix}, \Omega = \left\{ \underset{k^2}{0, \dots, 0} \right\}, \quad (6)$$

де E – одинична діагональна матриця, $\dim(E) = k^2 \times k^2$.

2. На основі (5) будуємо матричний оператор коефіцієнтів ваг синаптичних зв'язків еквівалентної схеми лінійної НПС МГП:

$$W^{(m)} = \left[w_{i,j} \right]_{i=1, k^2+1}^{j=1, (km)^2}, \quad (7)$$

де коефіцієнти $w_{i,j}$ обчислюються так:

$$\forall i \in [1, k^2 + 1], \forall j \in [1, (km)^2]: w_{i,j} = \begin{cases} \alpha_{1,j}, & i = 1; \\ \alpha_{i,j} - \alpha_{1,j}, & i \neq 1. \end{cases} \quad (8)$$

3. Використовуючи $W^{(m)}$, отримуємо усі шукані фрейми $P_{i,j}^{(m)}$ із відповідних фреймів $P_{i,j}$:

$$\forall i, j \in [1, n]: \quad (9)$$

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

Результати практичних експериментів щодо передискретизації зображень на основі використання НПС МГП у режимі застосування та з використанням матричного оператора коефіцієнтів ваг синаптичних зв'язків є ідентичними. Проте застосування цього оператора забезпечує ефективну передискретизацію цифрових сценарних зображень в online режимі.

Результати роботи за розробленим методом порівнювалися з результатами роботи відомого методу збільшення НР зображень на основі конволюційної нейронної мережі (КНМ). Результати порівняння на основі SSIM подано на рис. 3. Порівняння на основі PSNR демонструє аналогічний результат, що підтверджує отримані теоретичні висновки.

Як видно з рис. 3, за значеннями SSIM обидва методи є дуже близькими. Проте, хоча і незначно, але усе ж таки кращі результати отримано для зображень, збільшених методом на основі конволюційної нейронної мережі (метод Донга).

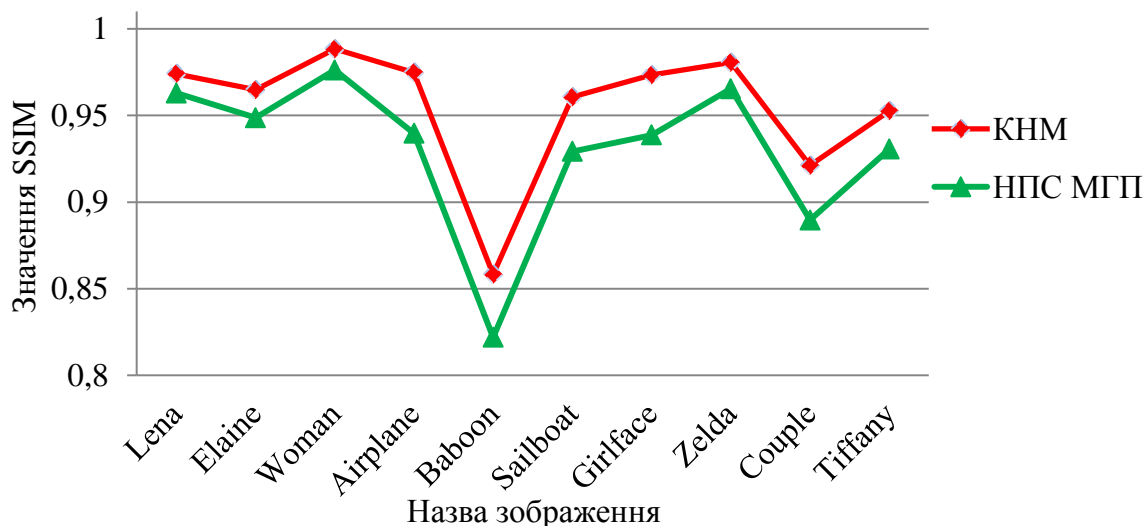


Рисунок 3 – Порівняння за критерієм SSIM результатів передискретизації за розробленим методом з результатами за існуючим при $m = 3$

Незважаючи на це, розроблений метод має такі суттєві переваги:

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

У **третьому розділі** розроблено методи НРЗ у випадку одного та двох зображень із флуктуаціями функції інтенсивності, що дають змогу уникати деяких інтерполяційних артефактів та розмитості контурів.

Задача НРЗ у випадку одного зображення. У цьому випадку пропонується метод, в основу якого покладено побудову виродженого матричного оператора відносних симетричних мір конвергенції для кожного рядка/стовпця матриці

зображення $I = [c_{i,j}]_{i=1..h}^{j=1..l}$. Алгоритмічне представлення методу (надалі позначений як MI) складається із таких кроків:

Крок 1. Нормалізація I – виконується за такими виразами:

$$c_{i,j} = c_{i,j} + \frac{1}{2} \left(\max_{\substack{i \in [1;h]; \\ j \in [1;l]}} c_{i,j} + \min_{\substack{i \in [1;h]; \\ j \in [1;l]}} c_{i,j} \right), \quad (10)$$

$$c_{i,j} = K c_{i,j}, \quad (11)$$

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

Крок 2. Побудова оператора відносних симетричних мір конвергенції – для кожного рядка i матриці I будуюмо оператор у вигляді квадратної виродженої симетричної матриці:

$$\forall i \in [1;h]: \nabla_i = A_i^T + E + A_i, \quad (12)$$

де E – одинична діагональна матриця; A_i – трикутна квадратна матриця, яка визначається так:

$$A_i = \begin{pmatrix} 0 & \frac{1}{2} \begin{pmatrix} c_{i,2} & c_{i,1} \\ c_{i,1} & c_{i,2} \end{pmatrix} & \dots & \frac{1}{2} \begin{pmatrix} c_{i,l} & c_{i,1} \\ c_{i,1} & c_{i,l} \end{pmatrix} \\ 0 & 0 & \dots & \frac{1}{2} \begin{pmatrix} c_{i,l} & c_{i,2} \\ c_{i,2} & c_{i,l} \end{pmatrix} \\ \dots & \dots & \dots & \dots \\ 0 & 0 & \dots & 0 \end{pmatrix}.$$

Зрозуміло, що матриці E та A_i мають однакову розмірність: $\dim E = \dim A_i = l \times l$

Крок 3. Виділення алгебраїчних характеристик (вектора ознак, y_i) – здійснюється за припущення, що для кожного рядка i має місце така рівність:

$$c_i = \nabla_i y_i, \quad (13)$$

де $y_i = (y_{i,1}, \dots, y_{i,l})$ – l -вимірний вектор характеристичних значень i -го рядка зображення I .

Зважаючи на виродженість оператора ∇_i , вектор ознак з y_i визначається таким чином:

$$y_i = \nabla_i^+ c_i + (1 - \nabla_i^+ \nabla_i) r_i, \quad (14)$$

де $(1 - \nabla_i^+ \nabla_i)$ – оператор проектування на ядро оператора ∇_i ; r_i – вектор нев’язки ∇_i^+ – узагальнена обернена матриця Мура – Пенроуза, яка визначається у відомий спосіб за сингулярним розкладом матриці ∇_i

$$\nabla_i^+ = V_i \Sigma_i^+ U_i^T, \quad (15)$$

де U_i, V_i – унітарні матриці сингулярного розкладу оператора ∇_i ; Σ_i^+ – псевдообернена до діагональної матриці Σ_i сингулярного розкладу оператора ∇_i .

Крок 4. Передискретизація зображення – розширене (передискретизоване) зображення будується додаванням до початкової матриці I вектора $c_i + y_i$ в позицію рядка (чи стовпця). Тут c_i – значення функції інтенсивності вхідного зображення (тобто оригінальні, а не нормалізовані за (10) і (11) значення).

Надалі отримане розширене зображення використовується як вхідне у процедурі передискретизації зображення у горизонтальному напрямі, яка полягає у виконанні кроків 1 – 4 для кожного стовпця розширеного зображення.

Описаний процес передискретизації передбачає збільшення вхідного зображення удвічі. У випадку більшого значення коефіцієнта передискретизації він повинен бути ітеративно повторений таку кількість разів, яка визначатиметься значенням m .

У подібний до описаного в М1 спосіб можна здійснити процедуру зменшення роздільної здатності зображення. Для цього на останньому кроці замінюємо два послідовні рядки c_i і c_{i+1} матриці I вектором: $c_i + 0.5(y_i + y_{i+1})$.

За результатами практичних експериментів при збільшенні РЗ 2-байтового напівтонового зображення розмірністю 231×199 пікселів (саме зображення наведено у дисертаційній роботі) з коефіцієнтами 2, 4, ..., 16 встановлено, що:

- на результуючому зображенні при значенні $m = 16$ вдалось повністю зберегти дрібні деталі вхідного зображення, які визначались флуктуаціями функції інтенсивності;
- передискретизоване зображення візуально практично нічим не відрізняється від еталонного. Проте, у міру подальшого росту значення коефіцієнта збільшення РЗ різко зростатиме шум, внаслідок чого подальше використання цього методу буде незадовільним;
- при порівнянні роботи розробленого методу з білінійною інтерполяцією можна констатувати, що в процесі послідовного збільшення в 16 разів, з використанням білінійної інтерполяції на кожному кроці збільшення накопичується значно більше зашумлення, яке у нашому випадку проявляється у візуальній пікселізації та зміні контрасту порівняно із вхідним зображенням.

Задача НРЗ у випадку двох зображень із флуктуаційними функціями інтенсивності. У цьому випадку пропонуються методи, в основу яких покладено побудову виродженого симетричного оператора дивергенцій та агрегатного матричного оператора дивергенцій. Вхідними даними розроблених методів є два зображення I_1 та I_2 :

$$I_1 = [c_{1i,j}]_{i=1..h}^{j=1..l}, I_2 = [c_{2i,j}]_{i=1..h}^{j=1..l}. \quad (16)$$

Алгоритмічне представлення першого із методів НРЗ у випадку двох зображень (надалі позначений як М2) складається із таких кроків:

Крок 1. Побудова вхідної матриці \tilde{I} . Вхідну матрицю \tilde{I} подамо у вигляді:

$$\tilde{I} = [\tilde{c}_i]_{i=1..h} = [\tilde{c}_{i,j}]_{i=1..h}^{j=1..l}, \quad (17)$$

де \tilde{c}_i ($\dim \tilde{c}_i = l$) – вектор, який для кожного значення i отримується внаслідок операції кросинговеру над відповідними рядками матриць I_1 та I_2 :

$$\tilde{c}_i = kc_{1i} + (1-k)c_{2i}, \quad (18)$$

де k – коефіцієнт операції кросинговеру; c_{1i} , c_{2i} – вектори розмірності l , із нормалізованими за (10), (11) значеннями i -х рядків матриць I_1 та I_2 відповідно.

Крок 2. Побудова виродженого симетричного оператора дивергенцій – здійснюється для кожного i -го рядка матриці вхідної матриці \tilde{I} так:

$$\forall i \in [1;h]: \nabla_i = A_i - \left[\underbrace{(\tilde{c}_i \dots \tilde{c}_i)}_i \right]^T, \quad (19)$$

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

Крок 3. Виділення вектора ознак y_i – здійснюється подібно до (14).

Крок 4. Передискретизація зображення – оскільки вхідними даними є два зображення, то розв'язків задачі передискретизації у заданому напрямку (в цьому випадку вертикальному) є три. Перші два з них полягають у побудові розширених зображень додаванням до початкової матриці I_1 або I_2 нових рядків, отриманих подібно до М1 з використанням векторів ознак y_i . Третій розв'язок полягає у синтезі рядка c_{3i} розширеної матриці за таким виразом:

$$c_{3i} = \frac{c_{1i} + c_{2i}}{2} + y_i, \quad i = 1..l. \quad (20)$$

У подібний спосіб здійснюється передискретизація зображення I у горизонтальному напрямку.

Надалі процедура збільшення роздільної здатності виконується над збільшеними зображеннями $I_1^{(2)}$, $I_2^{(2)}$ чи $I^{(2)}$ доти, доки змінна t не досягне цільового зна-

чення за обраним алгоритмом із вхідними зображеннями $I_1^{(2)}$, $I_2^{(2)}$ чи $I^{(2)}$ та матричним оператором (19), побудованим без використання операції кросинговеру.

Подібним чином можна здійснити процедуру зменшення роздільної здатності зображення. Перший спосіб полягає у заміні двох послідовних рядків c_i і c_{i+1} з матриці I_1 або I_2 значенням, отриманим подібно до М1. Другий спосіб передбачає синтез i -го рядка c_{3i} згідно з виразом:

$$c_{3i} = \frac{1}{4} \sum_{j=1}^2 \sum_{s=2i-1}^{2i} (c_{js} + y_{js}); \quad i = 1.. \frac{l}{2}. \quad (21)$$

Описаний, як М2, метод характеризується тим, що операція кросинговеру у ньому виконується лише один раз на першому кроці ітеративного збільшення (чи зменшення) зображення. Це дає можливість уникнути виконання операції кросинговеру на кожному етапі, що, своєю чергою, зменшує обчислювальні витрати. Проте для підвищення якості передискретизації пропонується модифікувати цей метод.

Суть модифікації (надалі позначеної як М3) полягає у тому, що операція кросинговеру виконується на кожному етапі процедури збільшення доки m не досягне необхідного значення. Подібним чином відбувається процедура зменшення роздільної РЗ.

Розроблений метод НРЗ у випадку двох зображень передбачає використання операції кросинговеру для формування мутованого рядка вхідної матриці. Тому при практичному застосуванні методу виникає проблема автоматизації цієї процедури. Автоматичний вибір оптимального значення коефіцієнта операції кросинговеру запропоновано здійснювати на основі розв'язку оптимізаційної задачі вигляду:

$$\text{opt}(k) = \arg \max_{k \in [0,1]} K_{\Sigma}(k), \quad (22)$$

$$K_{\Sigma}(k) = \frac{1}{6} \left(\sum_{i \in \{-\infty, -1, 0, 1, +\infty\}} K_{i,+\infty}(k) + K_{1,-1}(k) \right), \quad (23)$$

де $K_{0,1}$, $K_{0,0}$, $K_{0,-1}$, $K_{0,-\infty}$, $K_{0,+\infty}$, $K_{1,-1}$ – міри Кульчинського, Охаї, Соренсена, Брауна-Бланке, Шимкевича - Сімпсона, Жаккарда відповідно.

Вибір саме цих коефіцієнтів для побудови критеріальної ознаки (23) зумовлений топологічною еквівалентністю цих мір.

Було встановлено, що оптимізаційну задачу достатньо розв'язати лише на одному із етапів послідовного збільшення в задачі НРЗ за М3. Це підтвердили результати численних експериментів, які засвідчили, що отримане на першому етапі значення, буде оптимальним або близьким до оптимального на усіх наступних етапах розв'язання задачі.

У процесі дисертаційних досліджень розроблено ще один метод НРЗ для випадку двох зображень, який передбачає використання агрегатного матричного оператора дивергенцій. Алгоритмічне представлення методу (позначимо як М4) складається із таких кроків:

Крок 1. Побудова вхідної матриці \tilde{I} за (17) з використанням операції кросинговеру (18) подібно до методики, описаної в М3.

Крок 2. Побудова агрегатного оператора дивергенцій за формулою (19). При цьому пропонується використання такої матриці:

$$A_i = \frac{1}{\max_{\substack{i \in [1,h] \\ j \in [1,h]}} (\tilde{c}_{i,j})} \begin{pmatrix} \dot{c}_{i,1} & \dots & \dot{c}_{i,1} \\ \dots & \dots & \dots \\ \dot{c}_{i,l} & \dots & \dot{c}_{i,l} \end{pmatrix}; \quad \dot{c}_{i,j} = \frac{1}{j} \left(\sum_{x=1}^j \tilde{c}_{i,x} \right). \quad (24)$$

Кроки 3 і 4 є подібними до описаних у М3.

Принциповою відмінністю М4 від М3 є побудова агрегатного оператора (24) та необхідність виконання операції кросинговеру (18) на кожному кроці ітеративної процедури передискретизації.

Результати практичних експериментів щодо збільшення РЗ зображення на основі розроблених методів (М1-М4) зображено на рис. 4. Вхідні зображення, які використовувались в процесі передискретизації, наведено у дисертаційні роботі.

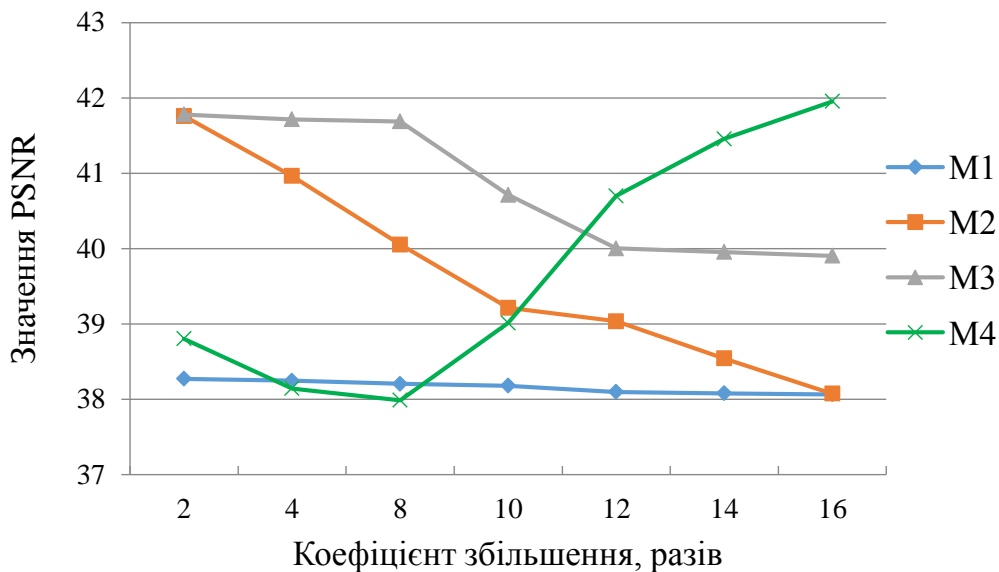


Рисунок 4 – Порівняльна діаграма залежності значень PSNR від коефіцієнта збільшення, отриманих у результаті передискретизації за розробленими методами

Встановлено, що найкращі (за критерієм PSNR) результати передискретизації на основі розроблених методів отримані у випадку синтезу за (20) третього зображення при використанні методів М3 та М4.

Аналіз графіків, наведених на рис.4, дає змогу констатувати, що при малих значеннях коефіцієнта збільшення використання М2 забезпечує якість передискретизації, співмірну за критерієм PSNR із якістю при використанні М3. Проте із зростанням значення коефіцієнта збільшення зображення якість передискретизації наближається до якості передискретизації, отриманої при використанні М1.

На відміну від M2, ресурсні витрати процедур, побудованих за M3 і M4, є більшими. Це зумовлено необхідністю виконання операції кросинговеру на кожному етапі процедури передискретизації.

З наведених на рис.4 графіків видно, що при малих значеннях коефіцієнта збільшення ($m < 10$) використання агрегатного оператора не є виправданим, оскільки значення PSNR при використанні M2 та M3 є значно більшими. Значення PSNR, отримані внаслідок використання M4, починають перевищувати значення PSNR усіх розроблених методів лише при $m > 10$.

Основним практичним недоліком M4 є найбільша обчислювальна складність серед усіх розроблених методів. Проте значне зростання PSNR при $m > 10$ може стати основним аргументом на користь практичного виростання процедур передискретизації, побудованих на основі M4.

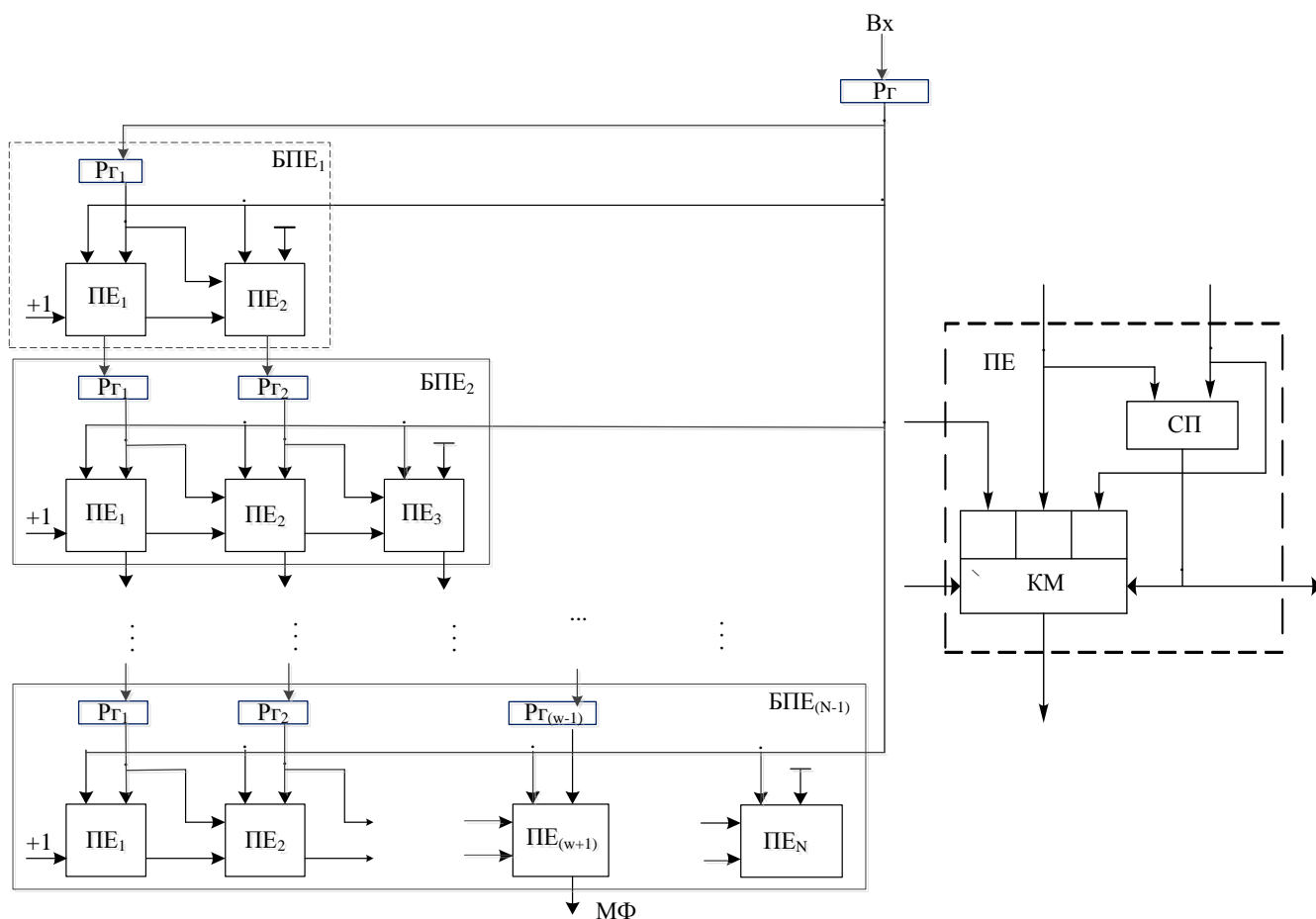
У **четвертому розділі** розроблено архітектуру програмно-апаратних засобів забезпечення НРЗ зображень із флуктуаційною функцією інтенсивності та синтезовано окремі структури попереднього опрацювання зображень, зокрема структури медіанної фільтрації зображень у режимі реального часу. Розроблена архітектура програмно-апаратних 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.

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.

Розроблення програмних засобів здійснювалося з використанням технології Plug-Ins, яка забезпечила можливість розширювати прикладну функціональність програмного рішення без перекомпіляції основних програмних модулів.

Для медіанної фільтрації (МФ) зображень у режимі реального часу розроблено алгоритми та структури одновимірного і двовимірного медіанних фільтрів, орієнтовані на реалізацію у вигляді надвеликої інтегральної схеми (НВІС). Процес медіанної фільтрації складається з трьох етапів: послідовного переміщення вікна, сортування пікселів у середині вікна та формування медіани, тобто виділення елемента з номером $w + 1$ (одновимірний МФ), або елемента з номером $((2w + 1)^2 + 1)$ (двовимірний МФ), де $w = 1, \dots, (N - 1)/2$, N – розмір ковзного вікна. Забезпечення МФ у реальному часі досягається використанням засобів НВІС-технології, просторовим і часовим розпаралелюванням. Для НВІС-реалізацій МФ розроблено паралельні алгоритми, які забезпечують модульність, регулярність і локальність зв'язків між елементами пристрою. Розроблені паралельні алгоритми ґрунтуються на використанні методу сортування вставкою чисел-пікселів зображень у ковзних “вікнах” розміром $N = 2w + 1$ (одновимірний МФ) і $N = (2w + 1)^2$ (двовимірний МФ). Базовою операцією таких алгоритмів є попарне порівняння та перестановка чисел.

Для реалізації одновимірної МФ розроблено НВІС-пристрій, структуру якого наведено на рис.5а, де V_x – інформаційний вхід; Pr – регістр; ПЕ – процесорний елемент; БПЕ – блок процесорних елементів. На рис. 5,б наведено структуру ПЕ, який реалізує базову операцію МФ, де СП – схема порівняння, КМ – комутатор.



а) одновимірний пристрій медіанної фільтрації

б) процесорний елемент

Рисунок 5 – Структурні схеми

МФ у такому пристрої здійснюється за конвеєрним принципом, за яким кожний i -й етап ($i = 1, \dots, N-1$) роботи пристрою реалізується відповідним БПЕ $_i$, який є сходинкою конвеєра. Процес обчислення медіани в такому пристрої поділено на $N-1$ етапів. На кожному i -му етапі із i відсортованих елементів включенням нового елемента з виходів вхідного регістра формується відсортований масив із $(i+1)$ елементів. Цей пристрій забезпечує виконання медіанної фільтрації з тактом що дорівнює:

$$T_{MF_i} = t_{Pr} + t_{СП} + t_{KM}, \quad (25)$$

де t_{Pr} – час запису в регістр, $t_{СП}$ – час спрацювання схеми порівняння, t_{KM} – час спрацювання комутатора.

З використанням розробленого алгоритму і структури одновимірного МФ також розроблено двовимірний МФ, який працює за конвеєрним принципом і використовує ковзне вікно розміром $(2w+1) \times (2w+1)$. Процес фільтрації зводиться до

послідовного переміщення вікна фільтра на один стовпець, тобто $(2w+1)$ елементів, виконання сортування $(2w+1)^2$ елементів і визначення медіани. Такт виконання двовимірної МФ визначається часом переміщення вікна на один стовпець і дорівнює:

$$T_{\text{МФ}_2} = (t_{\text{Pr}} + t_{\text{СП}} + t_{\text{KM}})(2w+1). \quad (26)$$

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 швидко попередню обробку зображення зі збереження країв об'єктів та викидів функції інтенсивності.

СПИСОК ОСНОВНИХ ОПУБЛІКОВАНИХ ПРАЦЬ ЗА ТЕМОЮ ДИСЕРТАЦІЇ

1. 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. (Входить до міжнародної наукометричної бази Index Copernicus)
2. Izonin 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. (Входить до міжнародної наукометричної бази Index Copernicus)
3. 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. (Входить до міжнародної наукометричної бази Ulrich's Periodicals Directory)
4. Ізонін І. В. Аналіз основних методів збільшення роздільної здатності зображень на основі технології super resolution / Д. Д. Пелешко, І. В. Ізонін, Ю. М. Пелех // Збірник наукових праць Інституту проблем моделювання в енергетиці ім. Г. Є. Пухова / Нац. акад. наук України, Ін-т пробл. моделювання в енергетиці ім. Г. Є. Пухова. – Київ: [б. в.], 2013. – Вип. 67. – С. 162–169.
5. Ізонін І. 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. (Входить до міжнародної наукометричної бази Inspec)
6. Ізонін І. 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. (Входить до міжнародної наукометричної бази Index Copernicus)
7. Ізонін І. 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. (Входить до міжнародної наукометричної бази Inspec)
8. 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». – № a201301666; заявл. 12.02.2013; опубл. 25.04.2014, Бюл. № 8. – 4 с. : іл.
9. 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». – № a201411138; заявл. 13.10.2014; опубл. 25.06.2015, Бюл. № 12. – 6 с. : іл.
10. Learning-based image super-resolution using weight coefficients of synaptic connections / Ivan Izonin, Roman Tkachenko, Dmytro Peleshko, Taras Rak, Danylo Batiuk // 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. (Входить до міжнародної наукометричної бази IEEE)

11. Метод передискретизації зображень з автоматичним 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.
12. Ізонін І.В. 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.
13. 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. Изонин И.В. 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.
15. 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.
16. Ізонін І. В. 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.
17. Ізонін І. В. Використання локального показника гладкості функції у задачах 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.
18. Izonin I. 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. (Входить до міжнародної наукометричної бази IEEE)

19. 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.

20. 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.

АНОТАЦІЯ

Ізонін І.В. Методи та засоби забезпечення надвисокої роздільної здатності зображень з флуктуаційною функцією інтенсивності. – На правах рукопису.

Дисертація на здобуття наукового ступеня кандидата технічних наук за спеціальністю 05.13.23 – системи та засоби штучного інтелекту. – Національний університет «Львівська політехніка» Міністерства освіти і науки України, Львів, 2015.

Дисертаційна робота присвячена розв'язанню важливої наукової задачі – розробленню методів та засобів забезпечення надвисокої роздільної здатності зображень із флуктуаційною функцією інтенсивності.

У дисертації вперше на основі матричних операторів конвергенції і дивергенції з використанням елементів теорії генетичних алгоритмів розроблено методи забезпечення надвисокої роздільної здатності для випадків одного зображення та двох зображень із флуктуаційними функціями інтенсивності. Отримані методи усувають розмиття контурів, які існують хоча б на одному із вхідних зображень, та характеризуються стійкістю до виникнення артефакту пікселізації.

Завдяки введенню критеріальної ознаки, побудованої на континуумі мір подібності, удосконалено процедуру автоматичного визначення значення коефіцієнта кросинговеру, яка ґрунтується на розв'язанні оптимізаційної задачі.

З метою зменшення обчислювальних витрат на стадії навчання, а також розширення функціональних можливостей методу передискретизації зображень на основі конволюційної нейронної мережі набула подальшого розвитку методологія зміни роздільної здатності зображень на основі машинного навчання завдяки застосуванню нейроподібних структур моделі геометричних перетворень з багатьма виходами. Використання цього інструментарію дало змогу вперше отримати матричний оператор коефіцієнтів ваг синаптичних зв'язків, що може застосовуватися для ефективної передискретизації цифрових сценарних зображень в *on-line* режимі.

З метою підвищення якості передискретизації зображень розроблено алгоритми та структури одновимірних і двовимірних медіанних фільтрів, які орієнтовані на реалізацію у вигляді надвеликої інтегральної схеми.

Ключові слова: надвисока роздільна здатність, оператори подібності, методи на основі навчання, нейроподібні структури, модель геометричних перетворень, медіанні фільтри.

АННОТАЦІЯ

Изонин И.В. Методы и средства обеспечения сверхразрешения изображений с флуктуационной функцией интенсивности. – На правах рукописи.

Диссертация на соискание ученой степени кандидата технических наук по специальности 05.13.23 – системы и средства искусственного интеллекта. – Национальный университет «Львовська политехніка» Министерства образования и науки Украины, Львов, 2015.

Диссертация посвящена решению важной научной задачи – разработке методов и средств обеспечения сверхразрешения изображений с флуктуационной функцией интенсивности.

В диссертации впервые разработаны методы сверхразрешения для случаев одного изображения и двух изображений с флуктуационными функциями интенсивности. Они повышают эффективность процедуры увеличения разрешения на основе соотношения сигнал/шум на 10–15%. Матричные операторы конвергенции и дивергенции, а также элементы теории генетических алгоритмов, которые использовались при разработке этих методов, обеспечивают решение поставленной задачи напрямую, без необходимости приведения ее к обратной форме. Это значительно уменьшает отдельные виды артефактов на результирующих изображениях.

За счет выделения характеристических признаков с псевдовращения вырожденного матричного оператора относительных симметричных мер конвергенции удалось уменьшить вычислительные затраты метода сверхразрешения в случае одного изображения. Совместное использование операции кроссинговера и агрегатного матричного оператора дивергенций обеспечивает высокую эффективность передискретизации при больших коэффициентах увеличения в процессе использования метода сверхразрешения для случая двух изображений. Полученные в процессе диссертационных исследований методы сверхразрешения изображений в случае двух изображений устраняют расплывчатость контуров, которые существуют хотя бы на одном из входных изображений, и характеризуются устойчивостью к возникновению артефакта пикселизации. Разработанную методологию в случае как одного так и двух изображений можно использовать и для решения задачи передискретизации с заданным коэффициентом уменьшения.

Автоматическое определение значений коэффициента кроссинговера в методах сверхразрешения на основе использования элементов теории генетических алгоритмов, которое базируется на решении экстремальной задачи, усовершенствовано за счет введения критериального признака, построенного на континууме мер подобия.

С целью уменьшения вычислительных ресурсов на стадии обучения, а также расширения функциональных возможностей метода передискретизации изображений на основе конволюционной нейронной сети получила дальнейшее развитие методология изменения разрешения изображений за счет использования нейроподобных структур модели геометрических преобразований со множественными выходами. Использование этого инструментария позволило впервые получить матрич-

ный оператор весовых коэффициентов синаптических связей, который может применяться для эффективной передискретизации цифровых сценарных изображений в online режиме. Задача передискретизации изображений на основе машинного обучения с целевым коэффициентом уменьшения решена впервые.

С целью послеобработки изображений в диссертации разработаны алгоритмы и структуры одномерного и двухмерного медианных фильтров, которые ориентированы на реализацию в виде сверхбольшой интегральной схемы. За счет введения новых элементов и связей между ними, а также использования метода сортировки вставкой, синтезированные структуры медианных фильтров, обеспечивают обработку изображений в *on-line* режиме. На оба устройства медианной фильтрации получены патенты на изобретения Украины.

Ключевые слова: сверхразрешение, операторы подобия, методы на основе обучения, нейроподобные структуры, модель геометрических преобразований, медианные фильтры.

ABSTRACT

Izonin I.V. Methods and means of image super-resolution with fluctuating intensity function. – The manuscript.

The thesis on PhD degree, specialty 05.13.23 – the systems and means of artificial intelligence. Lviv Polytechnic National University, Ministry of Education and Science of Ukraine, Lviv, 2015.

The thesis is devoted to the solution of important scientific problem – the development of methods and means for image super-resolution with fluctuating intensity function.

In the thesis, the methods of super-resolution for the cases of one image and two images with the fluctuation intensity functions are firstly developed and based on the matrix operators of convergence and divergence and on the elements of the theory of genetic algorithms. These methods eliminate blur of contours, which exist at least in one of the input images, and are characterized by the resistance for the emergence of pixelate artifact. It is improved the procedure for automatically determining the values of crossover based on solving an optimization problem thanks to the introduction of criteria features, built on the continuum of similarity measures. To reduce the computational cost at the learning stage and to extend the functionality of the method of image oversampling based on the convolutional neural network, the methodology of changing the image resolution based on machine learning through the use of neural structures of geometric transformations model with many outputs has gained the further development. The use of this tool allowed receiving the matrix operator of the weight coefficients of synaptic connections that can be used for effective oversampling of digital images in an online mode. The algorithms and the structures of one-dimensional and two-dimensional median filters that focus on implementation in the form of very large scale integrated circuits are developed for quick image post processing.

Keywords: super-resolution, similarity operators, learning based methods, neural structure, geometry transformations model, median filters.

Підписано до друку 01.02.2016 р.
Формат 60×84/16. Папір офсетний.
Ум. друк. арк. 1,0.
Наклад 100 прим. Зам. № 243

Друк ПП «Ощипок М.М.»
Адреса: м. Львів, вул. С.Бандери, 45
Свідоцтво серії Б № 670155 від 30.05.12 р.
тел./факс (032) 235-22-32
e-mail: ommzmik@ukr.net

