

Міністерство освіти і науки України
Харківський національний університет радіоелектроніки

Факультет інформаційних радіотехнологій та технічного захисту інформації
(повна назва)

Кафедра медіаінженерії та інформаційних радіоелектронних систем
(повна назва)

КВАЛІФІКАЦІЙНА РОБОТА Пояснювальна записка

рівень вищої освіти другий (магістерський)

Методи компенсації впливу динамічних погодних умов
на зображення в системах відеонагляду.
(тема)

Виконав:
студент 2 курсу, групи СТМм-22-2
Яшник В.В.
(прізвище, ініціали)

Спеціальність 171 Електроніка
(код і повна назва спеціальності)

Тип програми освітньо-професійна
Освітня програма Системи, технології і
комп'ютерні засоби мультимедіа
(повна назва освітньої програми)

Керівник доц. Іванова О.О.
(посада, прізвище, ініціали)

Допускається до захисту

Зав. кафедри Володимир КАРТАШОВ
(підпис)

2023 р.

Харківський національний університет радіоелектроніки

Факультет інформаційних радіотехнологій та технічного захисту інформації

Кафедра медіаінженерії та інформаційних радіоелектронних систем

Рівень вищої освіти другий (магістерський)

Спеціальність 171 Електроніка

(код і повна назва)

Тип програми освітньо-професійна

Освітня програма Системи, технології і комп'ютерні засоби мультимедіа

(повна назва)

ЗАТВЕРДЖУЮ:

Зав. кафедри _____

(підпис)

«_____» _____ 20__ р.

ЗАВДАННЯ
НА КВАЛІФІКАЦІЙНУ РОБОТУ

студенту Яшнику Василю Володимировичу

(прізвище, ім'я, по батькові)

1. Тема роботи Методи компенсації впливу динамічних погодних умов на зображення в системах відеонагляду.

затверджена наказом по університету від " 20 " 11 2023 р. № 1371 Ст _____

2. Термін подання студентом роботи до екзаменаційної комісії 10.01.2024 р.

3. Вихідні дані до роботи Мета дослідження – синтез алгоритмів для виявлення і компенсації ефекту дощу у відеопослідовності. Виконати аналіз існуючих методів і алгоритмів виявлення і компенсації ефекту дощу у відеопослідовностях. Розробити моделі впливу дощу на відеозображення, які враховують фотометричні і динамічні властивості крапель. Синтезувати алгоритм виявлення ефекту дощу у відеопослідовностях. Синтезувати алгоритм компенсації ефекту дощу у відеопослідовностях. З використанням системи MATLAB провести експериментальне дослідження синтезованих алгоритмів на реальних відеопослідовностях з дощем.

4. Перелік питань, що потрібно опрацювати в роботі _____

Вступ

1 Аналіз методів і засобів пошуку і компенсації атмосферних осадів на фото- і відеозображеннях.

2 Розроблення моделі впливу атмосферних осадів на відео.

3 Експериментальне дослідження процесів детектування і компенсації впливу дощу у відео.

Висновки

Перелік посилань

Додатки

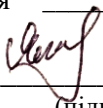
5. Перелік графічного матеріалу із зазначенням обов'язкових креслеників, схем, плакатів, комп'ютерних ілюстрацій

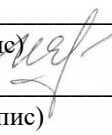
1. Постановка задачі.
2. Класифікація погодних умов.
3. Модель впливу дощу на зображення.
4. Фізичні властивості крапель.
5. Фотометричні властивості крапель.
6. Дослідження впливу крапель на яскравість.
7. Розмиття зображення крапель.
8. Динамічна модель дощу.
9. Алгоритм виявлення дощу.
10. Пошук пікселів з дощем.
11. Врахування фотометричної моделі.
12. Врахування динамічної моделі.
13. Видалення дощу з відео.
14. Висновки.

КАЛЕНДАРНИЙ ПЛАН

№	Назва етапів роботи	Термін виконання етапів роботи	Примітка
1	Аналітичний огляд літератури	25.09.23–01.10.23	
2	Розробка моделі дощу	02.10.23–11.10.23	
3	Синтез алгоритма виявлення дощу	12.10.23–10.11.23	
4	Синтез алгоритма компенсації дощу	11.11.23–03.12.23	
5	Експериментальне дослідження алгоритмів	04.12.23–17.12.23	
6	Графічна частина роботи	18.12.23–17.12.23	
7	Перевірка керівником	18.12.23–30.12.23	
8	Перевірка на академічний плагіат	02.01.24–05.01.24	
9	Перевірка завідувачем кафедри, рецензування	06.01.24–09.01.24	

Дата видачі завдання 25.09.2023 р.

Студент  Василь ЯШНИК

Керівник роботи  Олена ІВАНОВА

РЕФЕРАТ

Пояснювальна записка до атестаційної роботи: 60 сторінок, 29 рисунків, 1 таблиця, 45 джерел.

АЛГОРИТМ, ВИЯВЛЕННЯ ДОЩУ, ВИДАЛЕННЯ ДОЩУ, ВІДЕО, ДИНАМІЧНА МОДЕЛЬ, ЗОБРАЖЕННЯ, КОМПЕНСАЦІЯ ДОЩУ, ФОТОМЕТРИЧНА МОДЕЛЬ, MATLAB

Об'єкт дослідження – процес впливу поганих метеоумов на зображення в системах відеонагляду, порушення роботи систем виявлення, розпізнавання, ідентифікації та пеленгації об'єктів.

Мета дослідження – синтез алгоритмів для детекції і компенсації дощу у відео.

Методи дослідження – теоретичний аналіз, модельний експеримент, синтез і експериментальне дослідження власного алгоритма.

В роботі проведено аналіз існуючих методів і алгоритмів виявлення і компенсації ефекту дощу у відеопослідовностях; розроблено моделі впливу дощу на відеозображення, які враховують фотометричні і динамічні властивості крапель; синтезовано алгоритм виявлення ефекту дощу у відеопослідовностях; синтезовано алгоритми компенсації ефекту дощу у відеопослідовностях; з використанням системи MATLAB експериментальне дослідження синтезованих алгоритмів на реальних відеопослідовностях з дощем.

ABSTRACT

Explanatory note to the certification work: 60 pages, 29 figures, 1 table, 45 sources.

ALGORITHM RAIN DETECTION RAIN REMOVAL VIDEO DYNAMIC
MODEL IMAGE RAIN COMPENSATION PHOTOMETRIC MODEL
MATLAB

The object of research is the process of the influence of bad weather conditions on images in video surveillance systems, disruption of the systems of detection, recognition, identification and direction finding of objects.

The purpose of the study is the synthesis of algorithms for the detection and compensation of rain in video.

Research methods – theoretical analysis, model experiment, synthesis and experimental research of own algorithm.

The paper analyzes existing methods and algorithms for detecting and compensating the effect of rain in video sequences; models of the effect of rain on video images have been developed, which take into account the photometric and dynamic properties of drops; an algorithm for detecting the effect of rain in video sequences has been synthesized; algorithms for rain effect compensation in video sequences were synthesized; using the MATLAB system, experimental research of synthesized algorithms on real video sequences with rain.

ЗМІСТ

Перелік умовних позначень, символів, одиниць, скорочень і термінів.....	8
Вступ.....	9
1 АНАЛІЗ МЕТОДІВ І ЗАСОБІВ ПОШУКУ І КОМПЕНСАЦІЇ АТМОСФЕРНИХ ОСАДІВ НА ФОТО- І ВІДЕОЗОБРАЖЕННЯХ.....	11
1.1 Постановка задачі.....	11
1.2 Аналіз алгоритмів і методів пошуку дощу у відео.....	12
1.2.1 Метод візуальних оцінок.....	12
1.2.2 Мультифрактальний алгоритм розпізнавання.....	12
1.2.3 Гістограмний метод.....	13
1.2.4 Алгоритми пошуку руху.....	16
1.2.5 Застосування нейронних мереж для розпізнавання об'єктів.....	20
1.3 Аналіз методів і алгоритмів просторово-часової фільтрації відео.....	24
1.4 Висновки до розділу 1.....	26
2 РОЗРОБЛЕННЯ МОДЕЛІ ВПЛИВУ АТМОСФЕРНИХ ОСАДІВ НА ВІДЕО.....	28
2.1 Розпізнавання атмосферних умов по відео.....	28
2.2 Фізичні характеристики дощових крапель.....	31
2.3 Модель впливу крапель дощу на відео.....	33
2.3.1 Динамічна модель крапель дощу.....	33
2.3.2 Фотометрична модель дощових крапель.....	36
2.3.3 Параметри фотометричної моделі краплі.....	40
2.4 Висновки по розділу 2.....	42
3 ЕКСПЕРИМЕНТАЛЬНЕ ДОСЛІДЖЕННЯ ПРОЦЕСІВ ДЕТЕКТУВАННЯ І КОМПЕНСАЦІЇ ВПЛИВУ ДОЩУ У ВІДЕО.....	43
3.1 Обробка відео на підставі фотометричної моделі крапель.....	43

3.2 Використання динамічної моделі обробки.....	45
3.3 Компенсація дощу у відео послідовностях.....	48
3.4 Результати експериментів з визначення і компенсації дощу.....	49
3.5 Висновки по розділу 3.....	52
Висновки.....	53
Перелік посилань.....	56
ДОДАТКИ.....	61
Додаток А. Графічний матеріал.....	62
Додаток Б. Відомість кваліфікаційної роботи.....	77

ПЕРЕЛІК УМОВНИХ ПОЗНАЧЕНЬ, СИМВОЛІВ, ОДИНИЦЬ,
СКОРОЧЕНЬ І ТЕРМІНІВ

- БПЛА – безпілотний літальний апарат;
- a – розмір крапель;
- b – бінарне поле дощу;
- c – поріг, що представляє мінімальну зміну в інтенсивності через вплив краплі, яку можна виявити в присутності шуму;
- E_{bg} – опромінення пікселя фоном;
- E_d – опромінення пікселя краплею;
- \bar{E}_d – усереднена за часом освітленість, викликана краплею;
- f – ефективна фокусна відстань камери;
- i, j – лічильники горизонтальної і вертикальної координат пікселів,
- k – лічильник кадрів;
- \vec{m} – зміщення в цілочисельних координатах зображення;
- n – зміщення в часі в кількості кадрів;
- де \vec{r} – просторові координати на зображенні,
- R_b – кореляція бінарного поля дощу;
- t – час;
- T – час експозиції (витримка);
- τ – час, протягом якого крапля залишається в межах пікселя;
- L – сигнал яскравості;
- L_d – сигнал яскравості пікселя з дощем;
- L_{bg} – сигнал яскравості пікселя з фоном;
- ΔL – зміна яскравості пікселя внаслідок падіння краплі;
- v – кінцева швидкість крапель;
- x, y – координата пікселя;
- z – відстань краплі від камери.

ВСТУП

Досить часто фото- і відеозображення і не мають потрібного рівня візуальної якості. Це ускладнює їх автоматичний аналіз і прийняття на його основі надійних рішень про наявність або відсутність потрібного об'єкта в кадрі, а також виконання завдань його розпізнавання та ідентифікації.

В даний час відеонагляд є невід'ємною частиною безпеки в багатьох галузях – від цивільних призначень до військових завдань. Відкритий відеонагляд допомагає у вирішенні небезпечних ситуацій, для забезпечення законності і порядку. Тому природно, що зі зростанням популярності відеонагляду для спостереження, з'явилися підстави для розробки нових методів і алгоритмів обробки відео, появи програмних продуктів, що покращують якість відео.

Одна з головних проблем в отриманні відео високої якості при використанні зовнішніх систем відеонагляду – це вплив поганих метеоумов на відео. Умови, що погіршують якість відеозображень, включають наявність туману, снігу, димки, дощу, граду і т.ін. Наявність димки і туману тут можна розглядати як стійкі, нединамічні, метеоумови, і вони потрапляють в іншу категорію покращення відео. Дощ і сніг можна розглядати як динамічні метеоумови, які змінюються в кожному кадрі відео.

Дощ на відео проявляє собою складний динамічний шум, що ускладнює виявлення характерних властивостей об'єктів і вилучення їх ознак з відео. Присутність смуг дощу у кадрах носить абсолютно випадковий характер і не може бути передбачене заздалегідь.

Актуальність магістерської кваліфікаційної роботи полягає в тому, що компенсації такого роду ефектів у відео в даний час приділяється недостатньо уваги, в той час вони можуть сильно впливати на точність отриманої інформації про об'єкт. Складні метеоумови є серйозною перешкодою для систем виявлення БПЛА у відео, і при погіршенні погоди сильно погіршують їх характеристики.

Метою магістерської кваліфікаційної роботи є синтез алгоритму для детектування і компенсації дощу у зображеннях зовнішніх систем відеонагляду.

Для досягнення даної мети вирішуються наступні завдання:

- аналіз існуючих методів і алгоритмів в предметній області;
- розробка моделі впливу крапель дощу на відео;
- синтез алгоритму детектування дощу у відео;
- синтез алгоритму компенсації дощу у відео;
- експериментальні дослідження синтезованих алгоритмів на реальних відео з дощем.

1 АНАЛІЗ МЕТОДІВ І ЗАСОБІВ ПОШУКУ І КОМПЕНСАЦІЇ АТМОСФЕРНИХ ОСАДІВ НА ФОТО- І ВІДЕОЗОБРАЖЕННЯХ

1.1 Постановка задачі

Існує багато видів шумів на фото- і відеозображеннях. Вплив дощу і снігу можна розглядати у вигляді складного динамічного шуму.

Випадковий адитивний чи мультиплікативний шум проявляється у вигляді «снігу», зернистості чи хаотично розкиданих сторонніх точок у відео і виникає як в результаті нестабільності роботи електронних приладів (при зміні температури і в часі), так і в результаті спричинених спотворень електронними компонентами [1]. Найбільш помітним такий шум є на темних областях зображення, оскільки при однаковому абсолютному рівні шуму помітне око відношення «сигнал-шум» в них буде суттєво меншим, ніж на світлих ділянках [1].

З метою мінімізації випадкових шумів, в процесі формування відеокадрів, виконується процедура компенсації, під час якої вимірюються середні значення і зміщення темного струму у кожного світлочутливого елемента (пікселя матриці). Випадковий шум описується коливаннями яскравості і колірності вище і нижче справжніх значень [1].

Регулярні шуми виникають внаслідок перехресних перешкод (що наводяться із сусідніх елементів світлочутливої матриці), короткочасних змін темного струму в ПЗС- або КМОП-матриці, впливу високочастотних електричних наводок, при зміні яскравості (мерехтінні) джерела світла і т.ін. [2].

Регулярні шуми, на відміну від випадкових, дуже добре помітні, оскільки проявляються у вигляді вертикальних, горизонтальних чи діагональних смуг. Шуми особливо помітні в відео, відзнятих при високих значеннях чутливості (підсиленні відеосигналу) [1].

Існує безліч методів і алгоритмів визначення і видалення атмосферних осадів з відео. Розглянемо найбільш поширені із них.

1.2 Аналіз алгоритмів і методів пошуку дощу у відео

1.2.1 Метод візуальних оцінок

Безпосереднє візуальне спостереження кадрів відео в різних просторових масштабах є найбільш примітивним і простим методом. Аналіз виконується по усьому відео в цілку. Результатом аналізу є стати визначення і класифікація виявлених дефектів, тобто детектування загальних і локальних як технічних, так і художніх дефектів [3]. На підставі даної класифікації попередньо обираються засоби усунення визначених дефектів. Після цього треба скласти детальні плани обробки, так як більшість перетворень, що робляться з відео, взаємопов'язані, а від послідовності їхнього виконання сильно залежить кінцевий результат.

1.2.2 Мультифрактальний алгоритм розпізнавання

Очевидно, що візуальне виявлення атмосферних осадів потребує від операторів кваліфікації експерта. Неточні оцінки ситуації з перешкодами або параметрів осадів можуть призвести до неякісної обробки. Ситуація обумовлена тим, що при виборі методів обробки і їх параметрів потрібно мати апіорну інформацію про процес формування відеокадрів [4].

Автоматизований аналіз режимі можливий в тому випадку, коли піки шумову яскраво виражені або присутня апіорна інформація відносно розташування спектральних складових [4].

Фрактал є складною геометричною фігурою, що має властивість самоподібності, тобто вона складена з кількох частин, кожна з яких є подібною до усїєї фігури в цілому [4]. Введемо показник мультифрактальності

$$H_1 = \zeta(1) = 2 - D_{I(x,y)} \geq 0, \quad (1.1)$$

де $D_{I(x,y)}$ – фрактальна розмірність графіку $I(x,y)$, що є самоафінним геометричним об'єктом у двовимірному евклідовому просторі.

Вираз (1.1) означає, що 1 – це найбільш можлива величина для H_1 , яка досягається для майже усюди диференційованих функцій. Якщо $H_1 = 0$, то маємо справу зі стаціонарним випадковим процесом, графік якого заповнює кадр. Отже H_1 дозволяє дати оцінку нестационарності процесу.

Мультиплікативний шум (дощ або сніг) представляється детермінованою функцією у просторових координатах і за своєю природою є нестационарним. Для оцінки його відмінності від стаціонарного гаусівського і імпульсного шуму можна застосовувати показник мультифрактальності H_1 [4].

Прологарифмуємо формулу (1.1) і запишемо:

$$\log \left\langle |\Delta I(r, x, y)|^\tau \right\rangle = \zeta(\tau) \log \left(\frac{r}{N} \right) + C, \quad (1.2)$$

де C – певна константа.

Ідентифікація перешкод у відео здійснюється шляхом розрахунку мультифрактальних показників з застосуванням зазначених вище виразів. За величинами показників мультифрактальності в автоматичному режимі ідентифікується вид опадів [4].

Описаний мультифрактальний алгоритм автоматичної ідентифікації атмосферних завад дозволяє отримати неперетинні в просторі кластери фото і відео з певним видом опадів, а саме, фото і відео, з адитивними гаусівськими або мультиплікативними шумами із відношенням сигнал-шум від 1 до 100 [4].

1.2.3 Гістограмний метод

Далі розглянемо алгоритм гістограм. Гістограмою цифрових зображень з яскравістю в діапазоні $[0, L - 1]$ називають дискретну функцію

$$h(r_k) = n_k, \quad (1.3)$$

де r_k – k -й рівень яскравості,

n_k – число пікселів, з яскравістю r_k [5].

Алгоритм, що дозволяє отримати оброблену відеопослідовність з потрібною формою гістограми, називають алгоритмом приведення (або еквалізації) гістограми. Вираз для гістограми має такий вигляд:

$$s_k = \mathbf{T}(r_k) = \sum_{j=1}^k (p_r(r_j)) = \sum_{j=1}^k \left(\frac{n_j}{n} \right), \quad k = 0, 1, 2, \dots, L-1, \quad (1.4)$$

де n – загальна кількість пікселів у кадрі;

n_j – загальна кількість точок яскравості r_j ;

L – кількість рівнів яскравості.

Формула (1.4) оснований на гістограмі вхідного кадру і є відображенням його яскравості у проміжні відповідні значення s_k .

Коротко метод гістограм можна описати таким чином:

- обчислюємо гістограму вхідного кадру;
- за допомогою формули (1.4) отримуємо значення r_k , s_k ;
- розраховуємо функцію перетворення G ;
- шляхом ітерацій розраховуємо z_k для кожного s_k ;
- перетворюємо отримані значення у вихідний кадр.

Даний алгоритм по суті є методом проб і помилок. Немає загальних правил еквалізації гістограм. Кожного разу треба аналізувати вихідні відеокадри для отримання потрібного результату.

Гістограми є фундаментом для багаточисленних алгоритмів просторової обробки. Алгоритми з застосуванням гістограм дуже ефективні, тому що вони потребують лише один прохід по кадру.

Оптимальними для людського зорового сприйняття є кадри, елементи яких мають рівномірне розподілення яскравості [5]. У даному випадку гістограма обчислюється за цілими пікселями кадру. Тоді її мінімуми і максимуми використовують для пошуку кластерів. Колір чи яскравість кадру можуть бути застосовані для порівняння. Алгоритм гістограм дозволяє отримати оцінку динамічного діапазону і особливостей розподілу пікселів по яскравості [5]. Випадкові шуми легше виявити на темних ділянках кадру, які можна отримати, обробляючи гістограму яскравості.

До переваг алгоритму можна віднести такі: наочність, простота; обробка за допомогою об'єктивних даних; однопрохідна реалізація.

Також можна зазначити і недолік алгоритму – інтерпретація гістограм, побудована за малими кадрами і невеликою їх кількістю, не дозволяє отримати представницьку статистику і зробити правильні висновки.

Цей алгоритм дуже дієвий для знаходження опадів на відео, тому що пікселі, «уражені» осадами, відрізняються від інших пікселів великою яскравістю. Це добре помітно на гістограмах. Як приклад, наведемо шість графіків на рис. 1.1 і рис. 1.2. На графіках зліва є відео з дощем, справа – без дощу.

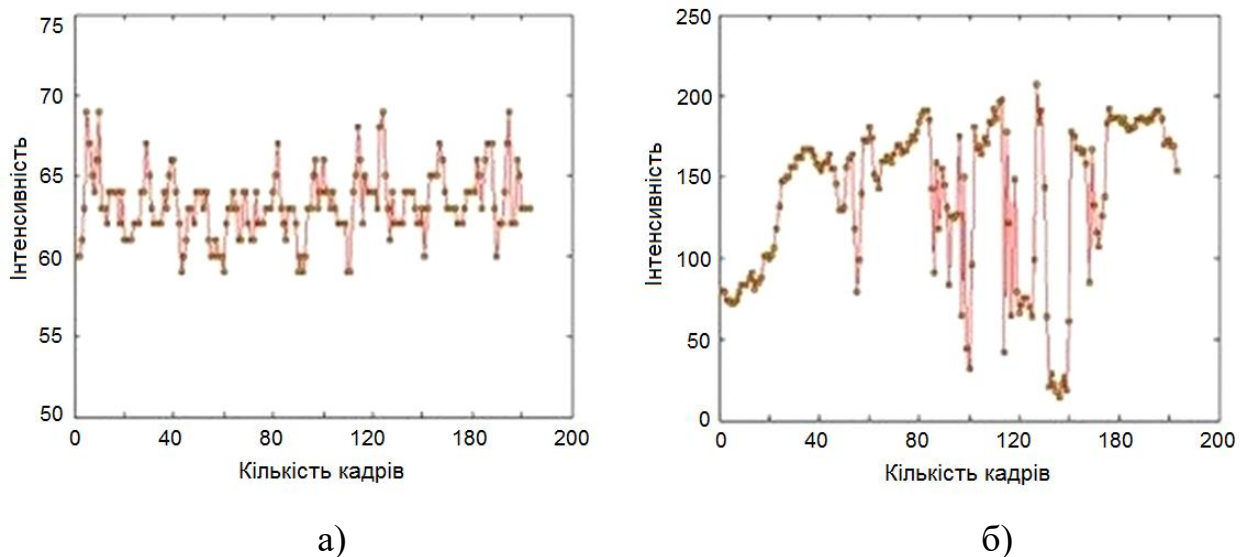


Рисунок 1.1 – Графіки яскравості відео (а – із дощем б – без дощу)

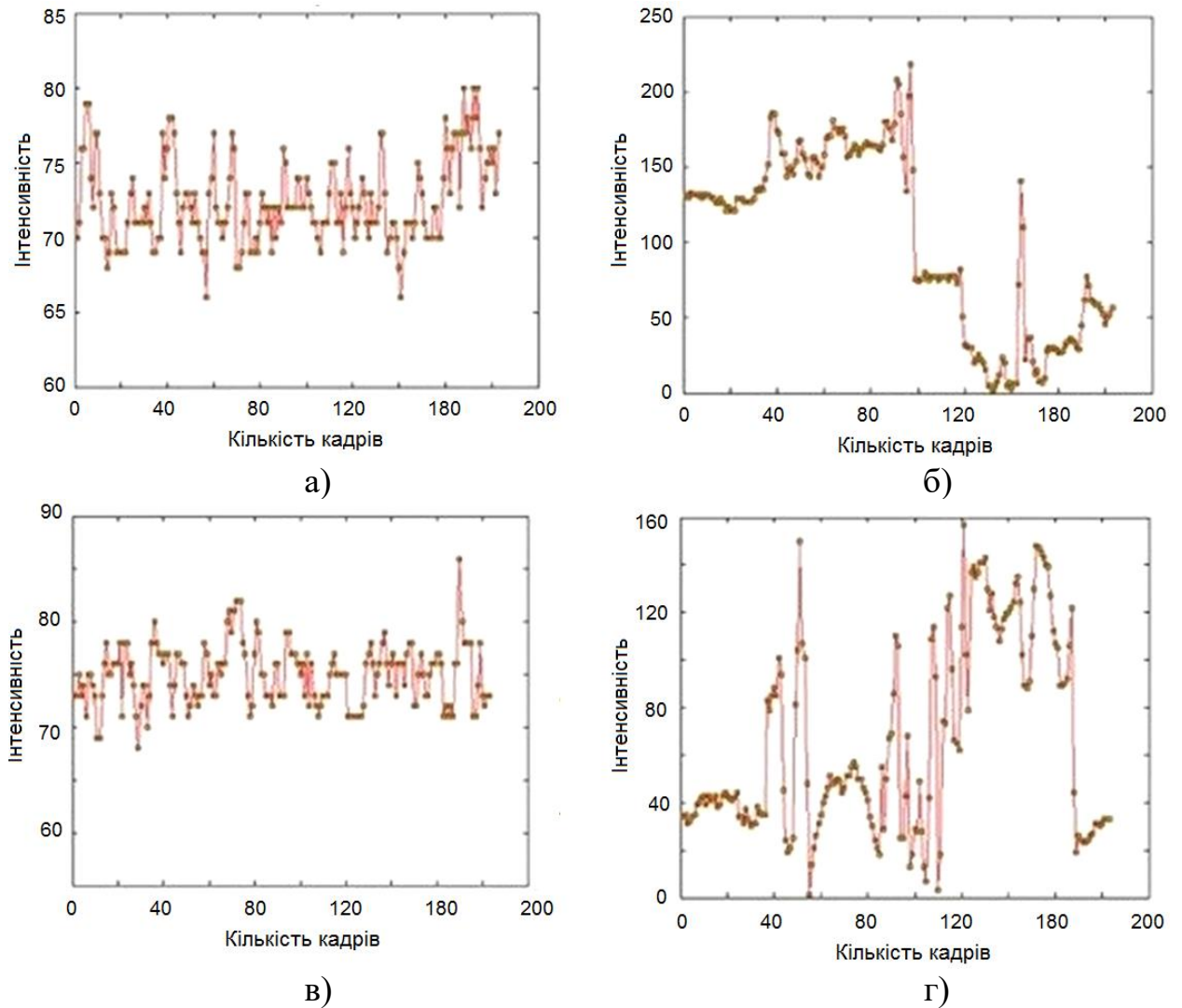


Рисунок 1.2 – Графіки яскравості віде (а, в – із дощем б,г – без дощу)

На рис. 1.1 і рис 1.2 по горизонтальній вказаний номер кадрів, а по вертикалі – яскравість пікселів. Добре помітно, що пікселі, «уражені» осадами, розташовані у локальних мінімумах і максимумах гістограми. Форма гістограми має швидкі перепади. Тому метод еквалізації гістограм дає в даному випадку гарні результати.

1.2.4 Алгоритми пошуку руху

Можна виділити декілька головних груп алгоритмів пошуку руху (ПР) [6]:

- алгоритми оптичного потоку (optical flow algorithms),
- алгоритми фазової кореляції (phase correlation algorithms),
- алгоритми зіставлення блоків (block matching algorithms).

Розглянемо метод пошуку руху (motion estimation) у відео, на основі зіставлення блоків зображення. Оскільки можна шуми у кадрі іноді помилково прийняти за осадки (бо шуми також мають коливання яскравості), а даний алгоритм оцінює саме рухи об'єктів (крапель осадів) у відео і повинен мати найменші помилки. В даний час ПР широко використовується при стисненні і відео. В обох прикладах застосування є власна специфіка [7].

Оскільки сусідні кадри відео, як правило, дуже схожі один на одний, можна суттєво підвищити ефективність методів стиску відео за рахунок кодування тільки різниці між цими кадрами (міжкадрова різниця), а не окремо кожного кадру. В даний час для підвищення ефективності стиснення відеокодеки стискають не різницю між кадрами, а скомпенсовану різницю.

Використання інформації про рух при подавленні шуму дозволяє виконувати обробку не лише в просторовій, але й в часовій області [13].

Дані про рух можуть застосовуватися для визначення положення об'єктів у кадрах. При цьому, на відміну від методів стиснення відео, основне значення має точність визначення параметрів руху.

Найширше на практиці використовуються методи зіставлення блоків зображення через простоту реалізації і високу обчислювальну ефективність. Різниця між позиціями поточного і опорного блоків називають вектором руху блоку (рис. 1.3).

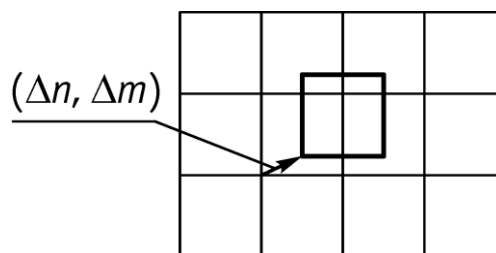


Рисунок 1.3 – Алгоритм зіставлення блоків

В сучасних методах зіставлення блоків для прискорення пошуку векторів руху використовується подібність між векторами руху у просторі і у

часі. Прискорення обчислень досягається за рахунок розгляду лише невеликої кількості векторів руху замість перевірки усіх можливих [11].

Класичні методи мають певні недоліки, які обмежують їхнє використання в алгоритмах обробки відеопослідовностей:

- неможливість визначити справжній рух по однорідних областях;
- застосування блоків постійного розміру веде чи до недостатньої точності поля векторів на границях об'єктів (при застосуванні блоків великого розміру), чи до високої чутливості до шумів і зменшення швидкості обчислень (при застосуванні блоків малого розміру).

В основі градієнтних методів лежить обчислення оптичного потоку (ОП) або відношення просторового і часового градієнтів. Припустимо, задано певний просторовий градієнт, тобто перепад яскравості. Припустимо також, що градієнт не змінюється з часом. Тоді в разі руху даного перепаду, значення яскравості деякої точки буде змінюватися. Дана зміна є часовим градієнтом [6].

Крім зазначених методів в алгоритмах стиску, обчислення руху і кореляції, застосовуються статистичні, частотні і методи вищого порядку.

В основі частотних методів є перетворення Фур'є, яке переводить двовимірне дискретне зображення $s_{x,y}$ в область просторових частот:

$$S_{k_x, k_y} = \frac{1}{XY} \sum_{x=0}^{X-1} \sum_{y=0}^{Y-1} s_{x,y} \exp\left(-j2\pi\left[\frac{lm}{M} + \frac{nk}{N}\right]\right), \quad (1.5)$$

де S_{k_x, k_y} – просторовий спектр зображення;

x, y – просторові координати зображення;

k_x, k_y – просторові частоти;

X, Y – розмір вхідного кадру в пікселях.

Найбільш поширеним частотним методом є алгоритм фазової кореляції. Однак використання в процесі обчислень блокових методів знижує його ефективність [9].

В табл.1.1 наведена класифікація методів пошуку руху у відеопослідовностях.

Таблиця 1.1 – Класифікація методів пошуку руху у відеопослідовностях

Підхід	Назва	Коротка характеристика
1	2	3
Статистичний	Кореляційні методи	Використовуються для вимірювання координат рухомих та нерухомих об'єктів, що спостерігаються на однорідному та неоднорідному фоні, при малих відношеннях сигнал-шум. Є завадостійкими, але мають високу обчислювальну складність, нестійкість до геометричних змін зображень об'єктів, що вимагають великого обсягу апріорної інформації про об'єкт спостереження.
	Методи статистичної сегментації	Призначені для виділення рухомих та нерухомих об'єктів, що спостерігаються на відносно однорідному фоні. Засновані на апріорній інформації про статистичні властивості об'єкта та фону. Обчислювальна складність методів невисока, є відносна стійкість до геометричних змін об'єктів, проте низька ефективність при спостереженні об'єктів на неоднорідному фоні.
	Методи просторової фільтрації	Ефективні при знаходженні рухомих та нерухомих об'єктів на однорідному фоні при малих відношеннях сигнал-шум. Невисокі вимоги до обсягу апріорної інформації, але потрібна різниця в властивості просторової структури об'єкта та фону. Обчислювальна складність менша, ніж у кореляційних методів, але більше, ніж у статистичних.
	Методи Просторово-часової фільтрації	Орієнтовані на знаходження об'єктів, що рухаються, і спостерігаються на однорідному і неоднорідному фоні. Успішно функціонують при наявності складної і неоднорідної сцени, що спостерігається, проте чутливі до геометричних спотворень спостережуваної послідовності кадрів.

Продовження табл.1.1.

1	2	3
Параметричний	Порівняльні методи	Визначають рух на фоні будь-якої складності. Удосконалені зіставні методи є швидкодіючими, проте демонструють приблизні результати. Не вимагають апріорної інформації про об'єкти.
	Методи відстеження крайових точок	Ефективні при знаходженні рухомих та нерухомих об'єктів на однорідному фоні. Доцільні для відстеження плавних кордонів об'єктів на зображенні. Не стійкі до перешкод на зображенні, сильно залежать від освітленості (тіней, відблисків). Не вимагають апріорної інформації про об'єкти.
	Методи стеження за точковими особливостями	Призначені для виділення рухомих та нерухомих об'єктів, що спостерігаються на складному фоні. Характеризуються більшою обчислювальною складністю порівняно з методами відстеження крайових точок, але мають більшу завадостійкість. Не вимагають апріорної інформації про об'єкти.
	Аналіз руху з використанням графів	Використовуються для знаходження рухомих та нерухомих об'єктів, що спостерігаються на складному фоні. Мають високу завадостійкість, проте характеризуються великою обчислювальною складністю. Не вимагають апріорної інформації про об'єкти.

1.2.5 Застосування нейронних мереж для розпізнавання об'єктів

Актуальним завданням сучасної науки та технологій слід вважати використання штучних нейронних мереж з метою визначення, розпізнавання та подальшої класифікації різних об'єктів, присутніх на конкретному зображенні. В даний час запропоновані різні технології для обробки зображень та подальшої їхньої класифікації на заздалегідь визначені підтипи.

До таких методів входять:

- здатність нейронної мережі до виділення країв;
- створення моделей констеляційного типу;
- поділ зображення на колірні сегменти;

- штучні нейронні мережі;
- порівняння з еталонним зображенням;
- зниження розмірності;
- генерація ознак об'єкта.

Завдання, яке полягає у розпізнаванні образів конкретного зображення, часто ставиться перед системами обробки інформації, а також системами управління та прийняття рішень. Класифікація природних явищ, аналогових та цифрових сигналів, технологічних та інших об'єктів, які визначаються набором властивих лише їм ознак та властивостей, знаходить застосування в різних галузях науки: робототехніці, діагностиці, метеорології, системах відеоспостереження та забезпечення безпеки, у системах віртуальної реальності та пошуку за зображенням.

Штучні нейрони – аналогічні людському мозку клітини елементарного типу, які є основою створення вузлів нейронних мереж. Умовно кажучи, штучний нейрон – це спрощена математична модель природного нейрона головного мозку, має схожі виконувани перетворення, але не методи функціонування.

Штучний нейрон має характерні синапси для вхідних зв'язків односпрямованого типу, які мають зв'язок з виходами інших нейронів. Також у штучних нейронів є аксон для вхідного зв'язку даного нейрона, який є передачею сигналу на синапси поруч розташованих нейронів (рис. 1.4) [4–6].

Односпрямовані вхідні зв'язки, так звані синапси, служать для передачі сигналів від одних нейронів на входи інших нейронів, мають власне значення зв'язку і свою вагу w_i .

З позиції математики стан нейрона постає як зважений суматор, або сума його входів:

$$s = \sum_{i=0}^n x_i \cdot w_i, \quad (1.6)$$

де x_i – вихід i -го нейрона;

w_i – вага i -го нейрона, тобто сигнали на входах нейрона і ваги входів.

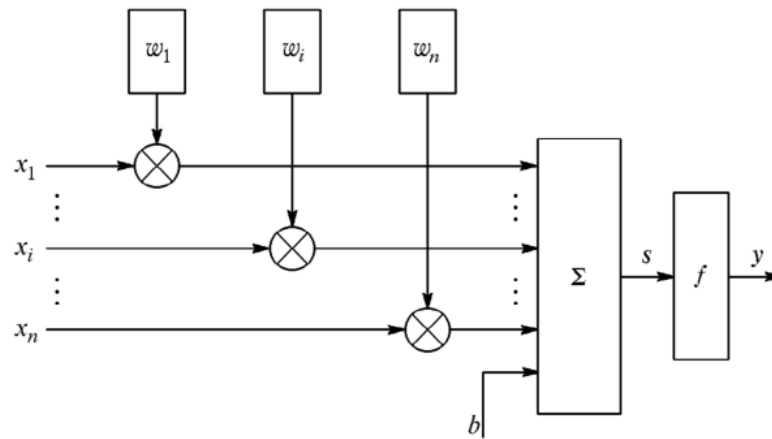


Рисунок 1.4 – Узагальнена структура штучного нейрона: x_1, x_i, x_n – вхідні сигнали; $\omega_1, \omega_i, \omega_n$ – синаптичні ваги; b – зміщення (поріг); Σ – суматор; s – результуючий вихідний сигнал; f – функція активації; y – вихід

Як вихідна характеристика нейрона виступає функція його стану – передатна функція $y = f(s)$; її також називають функцією активації. Функція активації нейрона $f(s)$ відповідає за нелінійне перетворення, яке здійснює нейрон.

Переваги нейронних мереж:

- мережа будується на нелінійній основі;
- нейронні мережі можуть змінювати структуру, коли потрібно пристосуватися до нового середовища або за зміни предметної області;
- навіть за наявності ушкоджень у зв'язків система все одно продовжує ефективно працювати;
- загальний характер проектування. Коли ставляться завдання, характерні для тієї чи іншої предметної області, їх вирішення має універсальний характер. У складі нейронної мережі знаходиться велика кількість "елементарних процесорів".

При розпізнаванні об'єктів на зображенні використовують два типи нейронних мереж:

- стандартні мережі прямого розповсюдження.

– згорткові нейронні мережі.

Архітектура мереж прямого поширення має свої недоліки, зокрема, якщо за наявності поряд з об'єктом, що досліджується, знаходяться інші об'єкти, що не підлягають аналізу, перевантаження мережі не дозволить зробити якісне розпізнавання [7].

Згорткові нейронні мережі виробляють часткову обробку зображення. При цьому розмір зображення стає менше, але його якість не страждає, а лише виділяються характерні та найважливіші ознаки. Під час роботи мережа формує карту ознак, що має відмінності від вихідного зображення. Карти ознак допомагають визначати конкретні ознаки об'єкта та відсіювати різні варіанти (рис. 1.5).

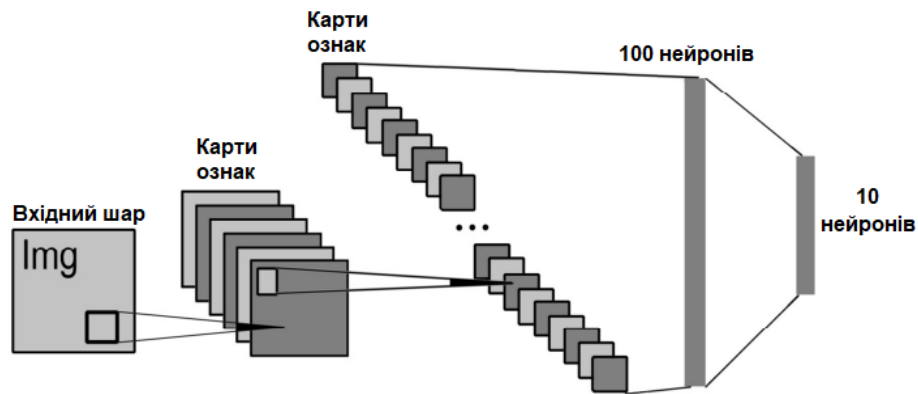


Рисунок 1.5 – Структура згорткової нейронної мережі з трьома прихованими шарами

Завдяки чергуванню різних шарів є можливість створення карт ознак на основі карт більш ранніх шарів, що призведе до розпізнавання більш складних порядків ознак.

Щоб розпізнати образ, необхідний процес навчання для нейронної мережі виходячи з набору прикладів – навчальної вибірки [8]. Теоретично нейронних мереж навчальної вибіркою прийнято називати певний набір предметів прецедентної якості, які можна назвати із загального низки виходячи з набору спеціальних ознак. Прецедентам можна вважати будь-які явища, події, об'єкти.

1.3 Аналіз методів і алгоритмів просторово-часової фільтрації відео

Алгоритми фільтрації шумів у системах відеонагляду мають назву DNR (Digital Noise Reduction) або 3D-DNR.

DNR один із найпопулярніших алгоритмів, створених спеціально для придушення шумів у системах відеонагляду. Алгоритм DNR дозволяє зменшити шуми пов'язані з недостатнім освітленням. У результаті готове відео потрапляє на стиск та обробку в очищеному вигляді, що значно покращує його якість.

Стандартний алгоритм DNR часто називають 2D DNR. Це двовимірне придушення шуму, яке було дуже поширене у системах безпеки та використовується досі. Алгоритм DNR має один істотний недолік. Справа в тому, що після обробки сигналу зображення виходить набагато розпливчастим.

Алгоритми 2D DNR поділяють на просторове (рис.1.6, а) та часове (рис.1.6, б) придушення шуму. Вони мають певні відмінності.

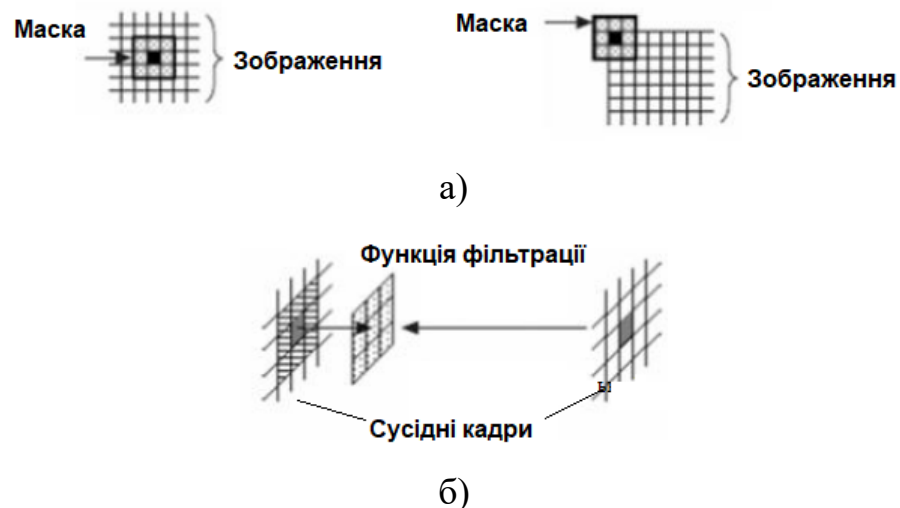


Рисунок 1.6 – Алгоритми 2D DNR з просторовим (а) і часовим (б) придушенням шуму

Просторові фільтри використовують лише ту інформацію, яка доступна на поточному кадрі, що обмежує результат фільтрації. Для систем, що

формують послідовність кадрів (відео), велику перевагу мають часові або просторово-часові фільтри. Вони дозволяють компенсувати помилку (шум) за рахунок багатьох доступних вимірювань (кадрів).

Застосування часової фільтрації для рухомих об'єктів важко, тому що рух об'єктів між кадрами приведе за звичайної часової фільтрації, до появи про «шлейфів» об'єктів. Це виникає через те, що усереднюється інформація за кілька кадрів, у тому числі для рухомих об'єктів, що зміщуються від кадру до кадру, що зумовлює формуванню «шлейфу».

Алгоритм фільтрації 3D DNR є більш прогресивним. Він використовує реальні переваги стандартних методів аналізу просторового та часового алгоритму, компенсуючи їхні недоліки. На рис.1.7 показано результат роботи DNR фільтру (а) і 3D DNR фільтру (б).



а)

б)

Рисунок 1.7 – Результат роботи DNR фільтру (а) і 3D DNR фільтру (б)

Алгоритм 3D DNR має наступні кроки:

- проводиться порівняння пікселів у кадрах, що стоять поруч;
- паралельно виконується та аналіз векторів руху з накладенням попередніх та наступних кадрів;
- на підставі отриманих даних за певний відрізок виконується порівняння з форматованим кадром;
- далі розраховуються результати за середньою «вагою» пікселів в основному кадрі, враховуючи аналіз пікселів другого кадру;

– після цього враховується результат виявлення та оцінки руху для створення компенсації руху та подальшої оцінки самого шуму, щоб можна було вносити коригування.

Іншими словами фільтр аналізує серію кадрів, а якщо врахувати те, що шуми є нестатичними і не яскраво вираженими, то піксели з їхньою присутністю сильно відрізнятимуться навіть на сусідніх кадрах. Якщо такий аналіз зробити кілька разів, то за кількістю збігів стане зрозуміло, який піксель залишити, а який потрібно компенсувати на обробленому кадрі.

Оскільки більшу частину часу камера знаходиться в нерухомому стані, то область кадру ділиться на нерухомі ділянки (фон) та рухомі. Для нерухомих ділянок виконується часова фільтрація на досить великій кількості кадрів, що дозволяє практично повністю придушити випадкову шумову складову.

Тому для рухомих ділянок на зображенні технології 3DNR використовуються просторові фільтри, що знижує якість фільтрації в цих областях.

Також застосування технології 3DNR важко для рухомих платформ оснащених системою спостереження, оскільки практично завжди буде рухомий і фон, і об'єкти, що потрапляють у кадр, що призведе до роботи лише просторових фільтрів.

1.4 Висновки до розділу 1

В першому розділі кваліфікаційної роботи розглянуті алгоритми виявлення і компенсації дощу на відео.

Вплив атмосферних осадів на відео досить складний. Атмосферні осадки складаються з окремих просторово розподілених крапель, які падають з великою швидкістю. Кожна окрема крапля заломлює і відбиває падаюче на неї світло, що призводить до сильної зміни яскравості відповідних пікселів кадру. Група подібних падаючих крапель створює складне зображення, що

змінюється у часі на кадрах та відео. Додатково, внаслідок обмеженого часу експозиції камери, пікселі з дощем мають розмиття внаслідок руху, і ефект розмиття залежить від інтенсивності осадів.

Отже, візуальні прояви осадів – це поєднання ефекту руху крапель з розподілом крапель в окремих кадрах відео. В даному розділі розробимо кореляційну модель, що враховує обидва фактори – вплив окремих крапель дощу при фіксованому часі (фотометрична модель), а також розмиття зображення краплі при її русі (динамічна модель). Вбачається, що на основі даних двох моделей можна розробити ефективні методи детектування та видалення дощу з відеопослідовностей.

Метою магістерської кваліфікаційної роботи є синтез алгоритму для детектування і компенсації дощу у зображеннях зовнішніх систем відеонагляду.

Для досягнення даної мети вирішуються наступні завдання:

- аналіз існуючих методів і алгоритмів в предметній області;
- розробка моделі впливу крапель дощу на відео;
- синтез алгоритму детектування дощу у відео;
- синтез алгоритму компенсації дощу у відео;
- експериментальні дослідження синтезованих алгоритмів на реальних відео з дощем.

Магістерська кваліфікаційна робота виконана на кафедрі Медіаінженерії та інформаційних радіоелектронних систем ХНУРЕ. На кафедрі МІРЕС проводяться дослідження в таких наукових областях, як технічний зір роботів [22,23], виявлення та розпізнавання БПЛА за результатами відео- [24-29] і акустичного спостережень [30-33]. Складні погодні умови є серйозною завадою для систем виявлення БПЛА у відеопотоці, і при погіршенні погоди сильно обмежують їх характеристики [29]. Отже, дослідження в рамках даної атестаційної роботи відповідають тематиці наукових досліджень кафедри МІРЕС.

2 РОЗРОБЛЕННЯ МОДЕЛІ ВПЛИВУ АТМОСФЕРНИХ ОСАДІВ НА ВІДЕО

Вплив атмосферних осадів на відео досить складний. Атмосферні осадки складаються з окремих просторово розподілених крапель, які падають з великою швидкістю. Кожна окрема крапля заломлює і відбиває падаюче на неї світло, що призводить до сильної зміни яскравості відповідних пікселів кадру. Група подібних падаючих крапель створює складне зображення, що змінюється у часі на кадрах та відео. Додатково, внаслідок обмеженого часу експозиції камери, пікселі з дощем мають розмиття внаслідок руху, і ефект розмиття залежить від інтенсивності осадів.

Отже, візуальні прояви осадів – це поєднання ефекту руху крапель з розподілом крапель в окремих кадрах відео. В даному розділі розробимо кореляційну модель, що враховує обидва фактори – вплив окремих крапель дощу при фіксованому часі (фотометрична модель), а також розмиття зображення краплі при її русі (динамічна модель). Вбачається, що на основі даних двох моделей можна розробити ефективні методи детектування та видалення дощу з відеопослідовностей.

2.1 Розпізнавання атмосферних умов по відео

Системи зовнішнього відеонагляду використовуються для різних призначень, наприклад виявлення, розпізнавання та ідентифікація різних об'єктів, або навігація роботів. Незважаючи широке використання подібних систем, існуючі реалізації часто не враховують атмосферних умов, таких як сніг, дощ, або туман. Для того, щоб удосконалити системи відеонагляду і адаптувати їх до роботи за будь-яких атмосферних умов, має суттєве значення моделювання впливу різного роду атмосферних умов на відео, виявлення подібних ефектів та розробка методів їх подавлення (компенсації).

Атмосферні умови сильно відрізняються як за своїми фізичними властивостями так і у візуальних проявах, які вони створюють на відео. На

основі їхньої відмінності на відео, атмосферу можна класифікувати як стійку (туман, димка) або динамічну (дощ, сніг або град).

У разі стійких атмосферних умов окремі частинки сильно малі (від 1 до 10 мкм), щоби бути видимими на камеру, і вони впливають на яскравість пікселя, обумовлену сукупним впливом великої кількості малих крапель в межах просторового кута роздільної здатності камери (рис. 2.1, а).



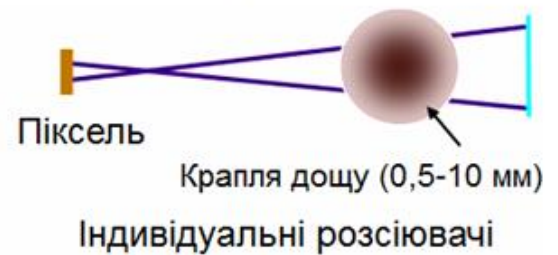
Туман, димка



Дощ, град, сніг



а)



б)

Рисунок 2.1 – Класифікація атмосферних умов:

а) стійкі умови, б) динамічні умови

Отже, об'ємні моделі розсіяння, наприклад, модель затухання чи модель повітряного світла (airlight) [9] можна застосовувати для адекватного описання впливу туману або димки на відеопослідовність. Відомі методи [35], що були розроблені для усунення впливу туману на відео.

З іншого боку, окремі частки в динамічних атмосферних умовах, таких як сніг, дощ або град, є більшими за туман (0,1...10 мм), але значно меншими за об'єкти зйомки (рис.2.2). Отже окремі частки помітно на зображенні.



Рисунок 2.2 – Співвідношення розмірів крапель дощу і туману на фоні розміру об'єкту зйомки

Приклад на рис. 2.1, б – це смуги дощу внаслідок руху окремих крапель. Зрозуміло, що модель об'ємного розсіяння для стійких атмосферних умов, в даному випадку не може бути використана.

Аналіз динамічних атмосферних умов вимагає розроблення статистичної моделі, що врахує просторовий та часовий впливи великого числа часток, що рухаються швидко (як при дощі) і по складній траєкторії (як при снігу).

У даній кваліфікаційній роботі розглядається задача зменшення впливу дощу на відео. Дощ складається з розподілу значного числа крапель різного розміру, що падають зі значними швидкостями. Кожна крапля має вигляд прозорої сфери, яка заломлює і відбиває падаюче світло навколишнього середовища в напрямку об'єктива камери. Сукупність таких крапель падає з великою швидкістю і веде до коливань яскравості пікселів кадру, що змінюється в часі та просторово (по горизонтальній і вертикальній координатах кадру). Крім того, внаслідок кінцевого часу витримки, зображення крапель дощу розмите при їх русі.

Отже, вплив дощу на відео – це сумарний ефект факторів динаміки дощу та відбиття і заломлення світла окремими краплями.

Дощ глибоко вивчений в гідрометеорології, дистанційному зондуванні атмосфери, у радіолокації та радіозв'язку [36-38]. Багато досліджень дощу застосовують активні джерела світла (лазери) та спеціальні датчики (фотоелементи) для вивчення характеристик дощу за переданим і прийнятим світлом. Однак вплив дощу на відео, отримане на камеру відеоспостереження в природних умовах дуже відрізняється і залишається слабо вивченим.

У комп'ютерній графіці дощ представляється за допомогою часткових [39] або евристичних моделей [40]. Однак дані методи візуалізації не враховують фізичні властивості крапель дощу і його складного впливу на зображення.

Одним із варіантів аналізу впливу дощу на відео є модель на основі реальних відеозаписів з дощем (наприклад, із динамічною текстурою [41]). Тим не менш, зовнішній вигляд відео дощу залежить від декількох факторів, до яких відносяться фізичні властивості крапель, навколишнього середовища та параметрів камери. Отже, формування загальної моделі впливу крапель дощу за довільного зображення та параметрів камери є важкою.

В даній кваліфікаційній роботі проведемо широкий теоретичний аналіз впливу дощу на відео в системах відеонагляду. Спочатку стисло узагальнимо фізичні властивості крапель дощу, такі як розподіл у просторі, форму, розміри та швидкості руху. Потім сформулюємо дві окремі моделі, що описують динаміку крапель (динамічну модель) та відбиття і заломлення світла краплями (фотометричну модель). На підставі даних моделей можна розробити ефективні методи виявлення та компенсації дощу на відео.

2.2 Фізичні характеристики дощових крапель

Дощ є сукупністю випадково розподілених в просторі водних крапель з різною формою та розмірами, які рухаються з високою швидкістю.

Фізичні характеристики дощу широко вивчені у гідрометеорології [37, 38, 42-44]. Стисло підсумуємо ці властивості та зробимо висновки, що мають значення для нашої задачі формулювання моделі впливу крапель на відео.

Розміри крапель дощу зазвичай змінюється від 0,1 мм до 3,5 мм. Розподіл розмірів дощових крапель описується розподілом Маршалла-Палмера [44]. На рис. 2.2 наведено розподіл кількості крапель в залежності від їхнього розміру для типових осадів. Примітно, що щільність розподілу кількості крапель експоненційно зменшується із збільшенням розміру краплі.

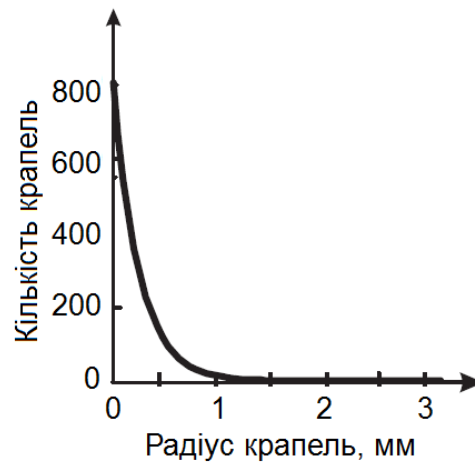


Рисунок 2.3 – Щільність вірогідності розподілу кількості крапель в залежності від їхнього розміру

Форма краплі також залежить від її розміру [43]. На рис. 2.4 наведені форми дощових крапель різного розміру.

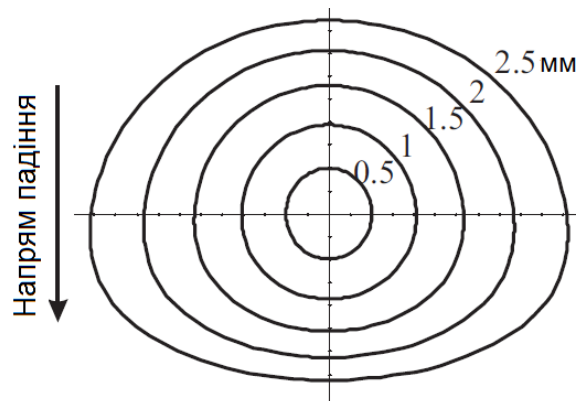


Рисунок 2.4 – Форма дощових крапель як функція їх розміру

Менші краплі дощу, як правило, мають сферичну форму, в той час як більші краплі мають форму сплєтених сфероїдів. Внаслідок впливу тиску повітря, основи крапель сплюснені у напрямку їх падіння. З рис. 2.3 випливає, що більшість дощових крапель мають розмір менше за 1 мм. Таким чином, більшість дощових крапель мають сферичну форму, і ми застосуємо це наближення у кваліфікаційній роботі.

Коли крапля падає крізь атмосферу, з часом вона буде мати постійну кінцеву швидкість. Кінцева швидкість v краплі також пов'язана із її розміром a і описується виразом [42]

$$v = 200\sqrt{a}, \quad (2.1)$$

де a – розмір краплі, м,

v – кінцева швидкість краплі, м/с.

Окремі дошові краплі випадково розподіляються у просторі. Звичайно такий розподіл вважають рівномірним [37, 38]. Крім того, можна припустити, що статистичні характеристики розподілу не змінюються з часом [28]. Дані припущення використовують в більшості систем комп'ютерного зору.

2.3 Модель впливу крапель дощу на відео

У цьому підрозділі виконаємо аналіз формування відео в умовах дощу.

Складні коливання у просторі та часі яскравості, спричинені дощем, залежать від декількох факторів:

- розподілу розміру крапель і швидкості їх руху;
- зовнішня освітленість об'єкту та фону сцени;
- внутрішні характеристики камери.

Спочатку сформулюємо кореляційну модель, що фіксує динаміку крапель на основі розподілів їх розміру та швидкості.

Потім сформулюємо фізичну модель розмиття зображення крапель внаслідок руху, що описує сигнал яскравості від смуг дощу.

2.3.1 Динамічна модель крапель дощу

Розглянемо камеру, яка знімає об'єм крапель дощу. Краплі випадково розподілені в даною об'ємі і падають з високими швидкостями.

Проекція даних крапель на площину кадру дає змінне в часі випадкове поле в просторі кадру, що представляє собою динаміку крапель. В даному випадку розглядаємо лише зображення проекції крапель, але не їх яскравість. Отже, динаміка крапель може бути описана бінарним полем

$$b(\vec{r}, t) = \begin{cases} 1, & \text{якщо крапля проектується в місце } \vec{r} \text{ в момент } t, \\ 0, & \text{інакше,} \end{cases} \quad (2.2)$$

де \vec{r} – вектор просторових координат у кадрі,
 t – час.

Спочатку розглянемо просторові координати \vec{r} і часові параметри t .

Нехай розподіл падіння крапель в об'ємі рівномірний у просторі і часі. В даних умовах, двійкове випадкове поле $b(\vec{r}, t)$ є стаціонарним у просторі та часі в широкому сенсі [38]. Тобто, що кореляційна функція $R_b(\vec{r}_1, t_1, \vec{r}_2, t_2)$ залежатиме тільки від різниці просторових координат зображення ($\Delta\vec{r} = \vec{r}_1 - \vec{r}_2$) та ділянки часу ($\Delta t = t_1 - t_2$). В даному випадку кореляційну функцію можна обчислити за виразом:

$$R_b(\vec{r}_1, t_1, \vec{r}_2, t_2) = \frac{1}{T} \int_0^T b(\vec{r}_1, t_1 + \Delta t) b(\vec{r}_2, t_2 + \Delta t) dt = R_b(\Delta\vec{r}, \Delta t), \quad (2.3)$$

де кореляція R_b розраховується протягом великого відрізка часу $[0, T]$.

Функцію $R_b(\Delta\vec{r}, \Delta t)$ можна розрахувати, вимірюючи кореляцію в часовій області з часовою затримкою Δt між значеннями двійкового поля у координатах \vec{r} і $\vec{r} + \Delta\vec{r}$.

Внаслідок прямолінійності руху крапель виникає суттєве обмеження. Розглянемо краплю, яка падає у кадрі зі швидкістю \vec{v}_i . За проміжок Δt , зміщення даної краплі складатиме $\vec{v}_i \Delta t$. Отже, двійкове поле у моменти часу t і $t + \Delta t$ пов'язані виразом

$$b(\vec{r} + \vec{v}_i \Delta t, t + \Delta t) = b(\vec{r}, t). \quad (2.4)$$

Як наслідок, кореляція $R_b(\vec{r}, t, \vec{r} + \vec{v}_i \Delta t, t + \Delta t)$ має високе значення.

З формули (2.3) запишемо

$$R_b(\vec{r}, t, \vec{r} + \vec{v}_i \Delta t, t + \Delta t) = R_b(\vec{v}_i \Delta t, \Delta t). \quad (2.5)$$

Вираз (2.5) означає, що величини двійкового поля b у будь-яких двох точках кадру, рознесених на $\vec{v}_i \Delta t$ у просторі, залежать від затримки в часі Δt .

Це твердження продемонстровано на рис. 2.5, а.

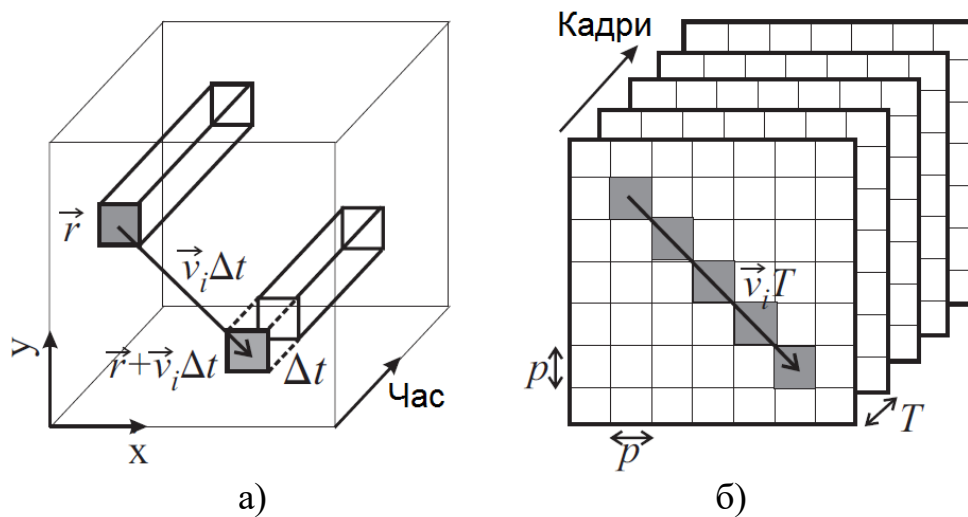


Рисунок 2.5 – Просторово-часова кореляція у неперервному (а) і дискретному (б) просторово-часових об'ємах

Вище проведено аналіз кореляції R_b у неперервній області. Однак системи відеонагляду мають кінцеву величину пікселів p і кінцевий час витримки T . В дискретному просторі запишемо кореляцію у вигляді

$$R_b(\vec{m}p, nT),$$

де \vec{m} – зміщення в дискретних координатах кадру (пікселях),
 n – часове зміщення в кількості кадрів.

Дискретне двійкове поле у будь-якому кадрі описується шляхом інтегрування неперервного двійкового поля в часовій області T .

Таким чином, розрахунок кореляції $R_b(\vec{m}p, nT)$ еквівалентний обчисленню $R_b(\vec{v}_i \Delta t, \Delta t)$ на всьому інтервалі часу $[nT \leq \Delta t \leq (n+1)T]$. Як результат, кореляція $R_b(\vec{m}p, nT)$ є великою для усіх пікселів, розташованих на відстані $[\vec{v}_i nT \leq \vec{m} \Delta t \leq \vec{v}_i (n+1)T]$.

На рис. 2.5, б позначено пікселі, для яких кореляція з нульовою часовою затримкою $R_b(\vec{m}p, 0)$ є значною за $[0 \leq \vec{m} \Delta t \leq \vec{v}_i T]$.

Зазначимо, що краплі різного розміру та відстані від камери можуть мати різну і невідому величину швидкості $|\vec{v}_i|$ переміщення на зображенні. Тим не менше, у межах локальної області краплі будуть рухатись майже у тому ж самому напрямі $\vec{v}_i / |\vec{v}_i|$. Таким чином, незалежно від значень швидкості падіння, кореляція R_b залишатиметься великою у напрямку дощу $\vec{v}_i / |\vec{v}_i|$ і буде малою в усіх інших напрямках.

Отже, двійкове поле b , яке створюється дощем, має наступні суттєві властивості:

- оскільки розподіл крапель є рівномірним у просторі та у часі, двійкове поле b дощу є стаціонарним у широкому сенсі;
- часова кореляція між пікселами у будь-якій області кадру є великою в напрямку дощу і ця ознака може бути використана для детектування дощу і визначення його напрямку.

2.3.2 Фотометрична модель дощових крапель

Розглянемо яскравість нерухомої краплі дощу. Краплі ведуть себе як лінзи, заломлюючи і відбиваючи (як дзеркально, так і внутрішньо) зображення сцени у сторону об'єктиву камери.

Існують детальні фотометричні моделі [45] для заломлення і відбиття світла від сферичної дощової краплі. Дані моделі вказують, що краплі мають

значний розмір кута зору – біля 165° (рис. 2.6), а світло, яке падає на краплю заломлюється в сторону об'єктива камери, ослаблюється всього на 6%.

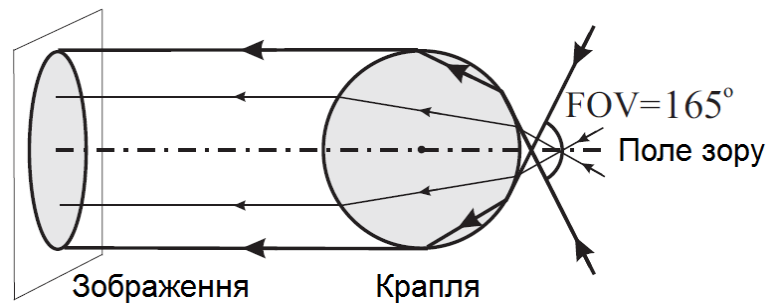


Рисунок 2.6 – Кутове поле зору краплі дощу

Виходячи з даних оптичних властивостей дощової краплі, можна зробити наступні висновки:

- дощові краплі заломлюють світло із великого кута простору (включаючи небо) в сторону камери. Дзеркальні і внутрішні відбиття додатково збільшують яскравість краплі. Отже, крапля по всій траєкторії падіння, набагато яскравіше, ніж та частина сцени, що вона перекриває.

- сумарний кут фону, перекритий краплею, набагато менше, ніж загальний кут зору самої краплі; отже, незважаючи на прозорість краплі, середня яскравість у фіксований час (без ефекту розмиття внаслідок руху) майже не залежить від яскравості перекритого фону.

В кваліфікаційній роботі дані висновки перевірено. Для цього використано відеозапис падіння крапель на фоні різної яскравості. Відео було віднято з малим часом витримки (1 мс), щоби уникнути розмиття за рахунок руху краплі. Фон сцени мав вигляд горизонтальних смуг з різною яскравістю (рис. 2.7).

Середня яскравість ділянок, позначених літерами від А до Е, побудована як функція часу. Кожен сплеск відповідає короткочасному збільшенню яскравості, коли крапля проходить крізь позначену ділянку.

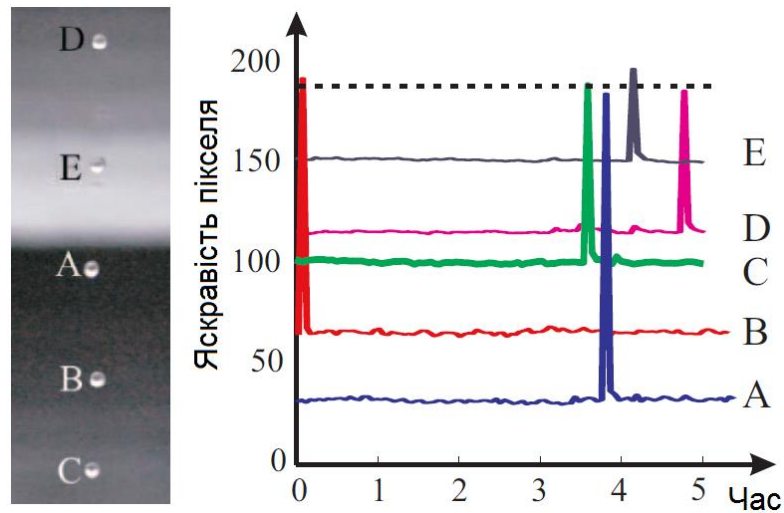


Рисунок 2.7 – Яскравість сферичної краплі на різному фоні

Привертає увагу, що яскравості крапель (максимуми сплесків) досить великі, вище за відповідну інтенсивність фону. Крім того, дані максимуми приблизно однакові, хоча яскравість фону сильно відрізняється (горизонтальний пунктир на рис. 2.7).

Розмиття зображення дощових крапель при їхньому русі.

Падаючі дощові краплі дають розмите зображення по причині кінцевого значення витримки у камері. В результаті падаючі краплі мають на зображенні вигляд смуг дощу. На відміну від статичної фотометричної моделі, яскравість дощової смуги залежить від інтенсивності нерухомої краплі, а також від яскравості сцени та часу витримки у камері. Проведемо аналіз вказаних залежностей.

Розглянемо камеру з лінійною характеристикою залежності сигналу яскравості від часу витримки T , яка знімає картину з дощем.

Для визначення яскравості L_d , що формується у пікселі із зображенням дощової краплі, необхідно розглянути, яким чином змінюється освітленість пікселя за проміжок часу T .

На рис. 2.8 показано краплю дощу, яка проходить крізь піксел протягом часового інтервалу $[t_n, t_n + T]$. Очевидно, що тривалість τ , за який крапля проєктується на піксел, набагато менше інтервалу T .

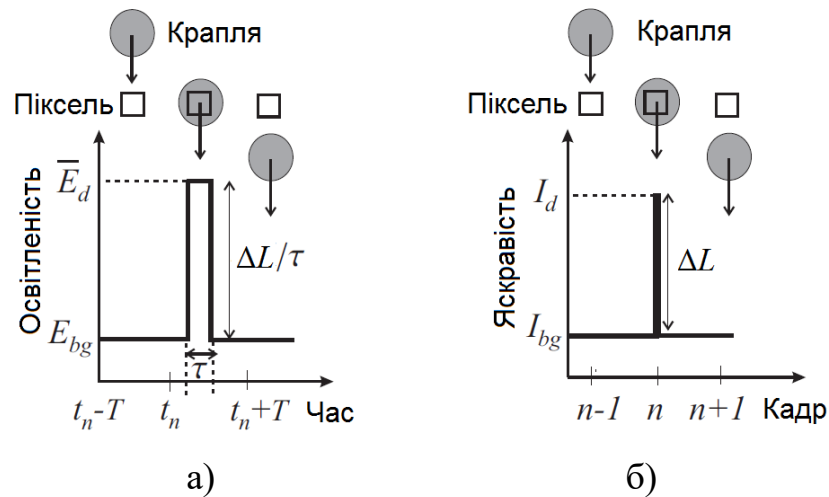


Рисунок 2.8 – Зміна яскравості пікселя при падінні краплі дощу
(а – освітлення пікселя, б – сигнал яскравості пікселя)

Отже, яскравість L_d є сумою опромінення пікселя фоном E_{bg} та опромінення пікселя дощовою краплею E_d :

$$L_d = \int_0^{\tau} E_d(t) dt + \int_{\tau}^T E_{bg}(t) dt. \quad (2.6)$$

У формулі (2.6) для стислості запису не позначені координати \vec{r} в правій стороні рівняння. Якщо рух об'єктів в кадрі повільний, то E_{bg} можна вважати незмінним протягом витримки T . Тоді (2.6) спрощується до вигляду

$$L_d = \tau \bar{E}_d + (T - \tau) E_{bg}, \quad \bar{E}_d = \int_0^{\tau} E_d(t) dt. \quad (2.7)$$

де \bar{E}_d – середня за часом освітленість від краплі.

Для пікселя, що не фіксує падіння краплі, маємо сигнал яскравості

$$L_{bg} = E_{bg} T. \quad (2.8)$$

Отже, зміна яскравості ΔL пікселя при падінні краплі складає

$$\Delta L = L_d - L_{bg} = \tau(\bar{E}_d - E_{bg}). \quad (2.9)$$

Згадаємо, що дощові краплі набагато яскравіші ніж фон позаду них. Отже, $\bar{E}_d > E_{bg}$ і величина ΔL є більше нуля.

Підставивши формулу (2.8) у (2.9), отримаємо залежність між ΔL та L_{bg} у вигляді формули

$$\Delta L = -\beta \cdot L_{bg} + \alpha, \quad \beta = \frac{\tau}{T}, \quad \alpha = \tau \cdot \bar{E}_d. \quad (2.10)$$

Визначимо інтервал τ , протягом якого крапля буде в межах пікселя, через фізичні властивості краплі (розмір і швидкість падіння).

2.3.3 Параметри фотометричної моделі краплі

Отримуємо формулу для інтервалу τ , за який крапля буде в межах пікселя. На рис. 2.9 позначено падіння краплі, яка проходить крізь піксель. Розглянемо прямокутний трикутник ADC .

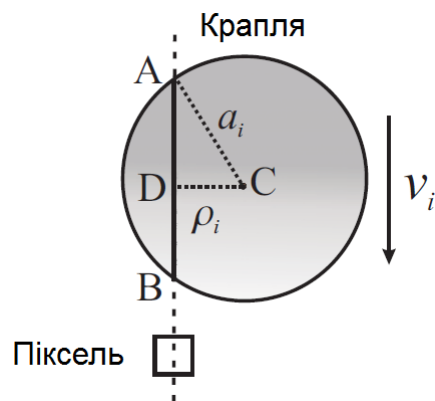


Рисунок 2.9 – Побудова для визначення часу τ , протягом якого крапля буде в межах пікселя

Тоді величина τ описується виразом:

$$\tau = \frac{AB + 1}{v_i} = \frac{2\sqrt{a_i^2 - \rho_i^2} + 1}{v_i} < \frac{2a_i + 1}{v_i}, \quad (2.11)$$

так як $0 < \rho_i \leq a_i$.

Зображення дощової краплі на матриці потрапляє на область, більшу за піксел, отже $2a_i > 1$. Тоді отримуємо оцінку верхньої межі

$$\tau < 4 \frac{a_i}{v_i}. \quad (2.12)$$

Якщо f – ефективна фокусна відстань об'єктиву і z – відстань від краплі до камери, тоді величина τ буде пов'язане з фізичними параметрами краплі (розміром a та швидкістю падіння v) формулами:

$$a_i = \frac{f \cdot a}{z}, \quad v_i = \frac{f \cdot v}{z}. \quad (2.13)$$

Підставивши формулу (2.13) в (2.12), отримуємо діапазон інтервалів

$$\tau < 4 \frac{a_i}{v_i}. \quad (2.14)$$

Підставляючи v з формули (2.1), отримуємо діапазон можливих значень τ (отже, і для $\beta = \tau/T$) в залежності від розміру краплі a :

$$0 < \tau < \sqrt{a}/50 \text{ с}, \quad 0 < \beta < \frac{\sqrt{a}}{50 \cdot T}, \quad (2.15)$$

де T – час витримки камери, як правило, $1/25$ с або $1/30$ с.

Так як максимальна величина $a = 3,5 \cdot 10^{-3}$ м, то оцінка можливих значень для τ і β становитиме

$$0 < \tau < 1,18 \text{ мс}, \quad 0 < \beta < 0,039. \quad (2.16)$$

Далі розглянемо залежність τ від ρ_i для усіх пікселів у межах смуги падіння краплі. Із рис. 2.9 слідує, що ρ_i не міняється вздовж напрямку смуги дощу. Так як ширина смуги (розмір зображення дощової краплі) становить лише декілька пікселів, то зміна ρ_i вздовж смуги також невелика. Отже, τ від ρ_i залежить слабо і цим фактором можна знехтувати. Тобто, τ і β постійні для усіх пікселів у смугі.

2.4 Висновки по розділу 2

В розділі 2 показано, що τ і β є постійними для усіх пікселів смуги. Крім цього, оскільки на яскравість нерухомої краплі мало впливає яскравість фону, можна вважати, що середня освітленість \bar{E}_d буде незмінною для пікселів, що знаходяться в одній смугі (як показано в підрозділі 2.3.1). Отже, зміна яскравості ΔL , що спостерігається в усіх пікселях в смугі, лінійно пов'язана з яскравістю фону L_{bg} за смугою.

У підрозділі 2.3 також визначені кількісні межі для параметрів β і τ . Показано, що максимальна величина τ складає приблизно 1,18 мс, що значно менше за типовий час витримки $T \approx 30 \dots 40$ мс камер. В результаті показано, що величина β лежить у межах $0 < \beta < 0,039$.

Виходячи з отриманих оцінок, можна зробити наступні висновки:

- час знаходження зображення краплі в межах піксела менш, ніж типовий час витримки камери; вплив краплі призводить до позитивного стрибка яскравості піксела ($\Delta L > 0$) в окремому кадрі, рис.2.5 (б).

- зміна яскравості, що спостерігається в усіх пікселях уздовж смуги дощу, лінійно зв'язані з яскравістю фону L_{bg} позаду смуги. Нахил β даного лінійного відношення залежить тільки від фізичного розміру дощової краплі. Дані ознаки можна застосувати при виявленні смуг дощу в кадрі.

3 ЕКСПЕРИМЕНТАЛЬНЕ ДОСЛІДЖЕННЯ ПРОЦЕСІВ ДЕТЕКТУВАННЯ І КОМПЕНСАЦІЇ ВПЛИВУ ДОЩУ У ВІДЕО

На підставі фотометричного та динамічного описання дощу, детально розглянутих в розділі 2, можна розробити алгоритм детектування (сегментації) областей з дощем на відео і компенсації впливу дощу. Хоча розглянуті моделі не враховують інші рухи у відеосцені, можна показати, що їх прояв на зображенні сильно відрізняється від впливу дощу. Даних відмінностей достатньо, щоби відрізнити дощ від іншого руху у відео.

3.1 Обробка відео на підставі фотометричної моделі крапель

Розглянемо відеокадри сцени, зняті під дощем, на кшталт тієї, що зображена на рис. 3.1. Застосуємо обмеження, вказані у фотометричній моделі для виявлення пікселей-кандидатів, на яких може бути дощ у певному кадрі відеопослідовності.



Рисунок 3.1 – Кадр необробленого відео з дощем

У підрозділі 2.3.2 показано, що крапля дощу призводить до позитивного стрибку яскравості пікселя в окремому кадрі. Отже, щоби

знайти піксели-кандидати на присутність дощу в n -му кадрі відео, треба враховувати лише яскравості L_{n-1} , L_n , L_{n+1} кожного пікселя, що відповідають 3-м кадрам: $n-1$, n та $n+1$ (рис. 2.8, б).

Якщо фон буде нерухомим в даних 3-х кадрах, тоді яскравості L_{n-1} та L_{n+1} мають бути однаковими, а зміна яскравості ΔL внаслідок впливу краплі дощу в n -му кадрі має задовольняти такому обмеженню

$$\Delta L = L_n - L_{n-1} = L_n - L_{n+1} \geq c, \quad (3.1)$$

де c – поріг, що описує мінімальні зміни в інтенсивності через вплив краплі, який можна виявити в наявності шуму.

Результат обмеження (3.1) при величині $c=3$ показаний на рис. 3.2 у вигляді градацій сірого. Обрані піксели-кандидати відмічені білим кольором і містять майже усі піксели з дощем.



Рисунок 3.2 – Результат пошуку пікселей-кандидатів на наявність дощу

При наявності руху об'єктів у кадрі сформульоване вище обмеження (3.1) також виявляє ряд помилкових спрацювань. Результати певних помилкових спрацювань можна побачити на рухомому зображенні людини та навколо нього (рис. 3.2).

Щоб зменшити число подібних помилкових спрацювань, застосуємо фотометричні умови у виразі (3.1) таким чином. Для кожної смуги в кадрі з номером n перевіримо, чи лінійно пов'язані зміни яскравості ΔL вздовж смуги з яскравістю фону $L_{bg} = L_{n-1}$, з врахуванням виразу (3.1). Оцінюємо нахил β лінійної залежності. Далі смуги, що не задовольняють умові лінійності або нахили котрих знаходяться поза допустимими межами $\beta \in [0..0,039]$, віднімаються від кандидатів на наявність дощу.

На рис 3.3 продемонстроване суттєве зменшення числа помилкових спрацювань після введення даного обмеження.



Рисунок 3.3 – Виділення дощових смуг

Із використанням фотометричних обмежень до усіх кадрів відео, отримано двійкове просторово-часове поле дощу b (рис. 3.4).

3.2 Використання динамічної моделі обробки

Хоча при використанні обмежень фотометричної моделі досягається значне зменшення кількості помилкових спрацювань, деякі помилкові спрацювання все ще залишаються.

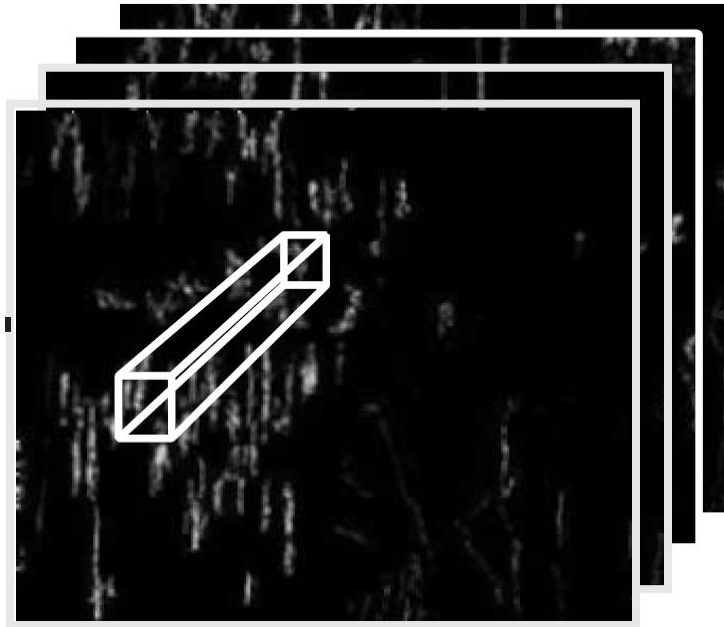


Рисунок 3.4 – Двійкове просторово-часове поле дощу b

На наступному кроці зменшимо додатково число помилкових спрацювань шляхом застосування динамічної моделі. У підрозділі 2.1 показано, що у бінарного дощового поля присутня сильна часова кореляція між сусідніми пікселами в напрямку дощових смуг. Застосовуючи отримане двійкове поле b , розрахуємо кореляцію в часі нульового порядку R_b піксела з кожним його сусідом в області $(l \times l)$ у послідовності кадрів $\{n, n-1, n-2 \dots n-f\}$ за виразом:

$$R_b(x, y, n) = \frac{1}{l^2 f} \sum_{i=x-l/2}^{x+l/2} \sum_{j=y-l/2}^{y+l/2} \sum_{k=n-f}^n b(x, y, n) b(i, j, k), \quad (3.2)$$

де x, y – просторова координата піксела,

n – порядковий номер кадру,

i, j – лічильники координат x, y пікселей,

k – лічильник кадрів.

На рис. 3.5 показана карта величин кореляції R_b , отриманих для околиць (11×11) усіх пікселів у кадрі з номером n із використанням попередніх $f = 30$ кадрів. Яскраві області показують сильну кореляцію.

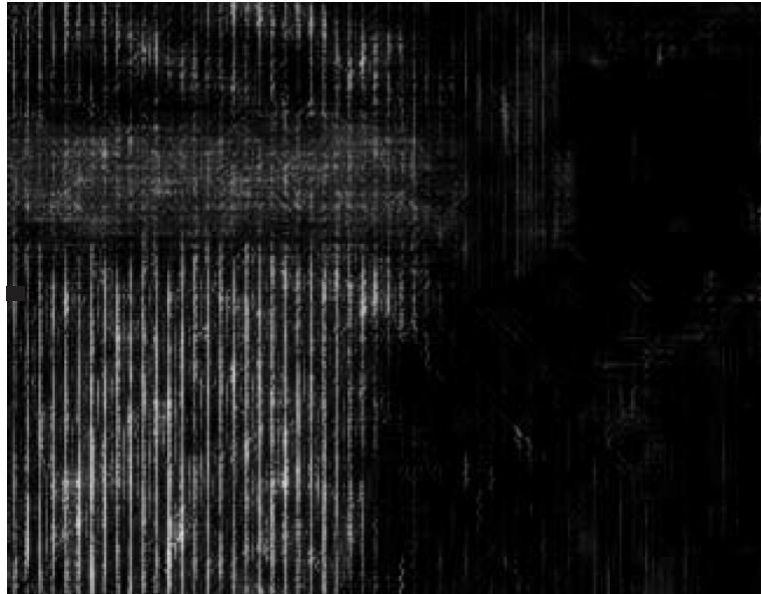


Рисунок 3.5 – Карта величин кореляції

Отримано сегментовану карту кадру на області із дощем і без нього. Сегментована карта має вигляд тонких ліній, що накладаються на вхідне зображення (рис. 3.6).



Рисунок 3.6 – Сегментована карта кадру з дощем і без нього

Напрямок ліній показує напрямок кореляції (тобто напрямок дощу) а їх довжина показує інтервал кореляції (інтенсивність дощу). Для більшої наочності сегментована карта кадру розріджена.

3.3 Компенсація дощу у відеопослідовностях

Коли кадр відео розділений на області з дощем та без дощу, можна застосувати наступний нескладний метод, компенсації дощу в кожному кадрі відео. Для кожного пікселя із дощем в n -му кадрі, ми підміняємо його яскравість L_n оцінковою яскравістю фону, обчисленою як середнє арифметичне

$$\hat{L}_b = \frac{L_{n-1} + L_{n+1}}{2}. \quad (3.3)$$

Ця операція компенсує більшу частину дощу в кадрах. Однак, оскільки швидкості падіння крапель великі порівняно з часом витримки, один і той же піксель може бачити падіння різних крапель в послідовних кадрах. Такі ситуації не враховуються у запропонованому алгоритмі виявлення і компенсації.

На щастя, вірогідність потрапляння дощових крапель у піксель більше ніж у трьох послідовних кадрах мала. У випадку, якщо піксель спотворюється краплями дощу у 2-х або 3-х кадрах поспіль, можна компенсувати дощ, обчислюючи середнє значення яскравості по двох сусідніх пікселях (з обох боків), що не спотворені краплями. Отримані в кваліфікаційній роботі результати свідчать, що ця додаткова обробка може бути ефективною для компенсації дощу.

Слід оговорити, що досліджений метод видаляє лише ті смуги, що можна виявити. Сильно розфокусовані смуги або смуги на пересвіченому фоні призводять до дуже малих змін яскравості, що важко виявити, особливо

при наявності шуму. Отже, метод не може виявити і компенсувати такі смуги.

Крім того, метод не компенсує краплі дощу, що знаходяться далеко від камери, і їх зображення набагато менші за розмір пікселя. В цьому випадку яскравість пікселя залежить від великої кількості крапель у елементі розрізнення камери. Даний ефект подібний до впливу туману. Є відповідні методи [35], що можуть бути застосовані для усунення впливу дощу на великих відстанях.

3.4 Результати експериментів з визначення і компенсації дощу

В рамках кваліфікаційної роботи виконано експерименти на декількох відеопослідовностях з дощем, що показали ефективність досліджених методів. В усіх експериментах обрано значення фотометричного порогу $c = 3$, а при розрахунку просторово-часової кореляції застосоване просторове вікно 11×11 пікселей і часовий проміжок 1 секунда (30 кадрів). Отже, процес сегментації кадру дає мінімальну затримку 1 с, оскільки для розрахунку просторово-часової кореляції треба мати 30 кадрів.

На рис. 3.7. показані три кадри з кінофільму "Магнолія", де чоловік рухається і розмовляє телефоном. Дощ помітно крізь вікно. Камера рухається та збільшує масштаб на чоловікові. Завдання виявлення дощу є досить складним, оскільки в кадрі присутні рухомі текстури (складки сорочки). Не зважаючи на ці складнощі реалізований метод надійно виявляє тільки піксели з дощем (рис. 3.8).



Рисунок 3.7 – Кадри оброблюваного відео з кінофільму "Магнолія"



Рисунок 3.8 – Детектування областей кадру з дощем

Слід відмітити, що метод не в змозі детектувати дощ в пікселях із яскравим фоном (біла стіна), так як зміна яскравості ΔL , внаслідок впливу крапель дощу, дуже мала. Кадри з компенсованим дощем відмічені на рис. 3.9, а різниці між обробленим та вхідним кадрами відмічені на рис. 3.10.



Рисунок 3.9 – Оброблені кадри з компенсованим дощем



Рисунок 3.10 – Різниця між вхідними та обробленими кадрами

Такі самі результати показані на рис. 3.11 для відео з кінофільму "Сімка". Не зважаючи на швидкий рух голови чоловіка і книги вперед і назад, реалізований метод виявляє тільки піксели, спотворені дощем.



Рисунок 3.11 – Кадри вхідного відео з кінофільму "Сімка" (а), виявлені області кадру з дощем (б), оброблені кадри з компенсованим дощем (в), міжкадрова різниця між вхідним та обробленим кадрами (г)

На рис. 3.12 наведені результати для кіносцени з падінням дощових крапель у калюжу.

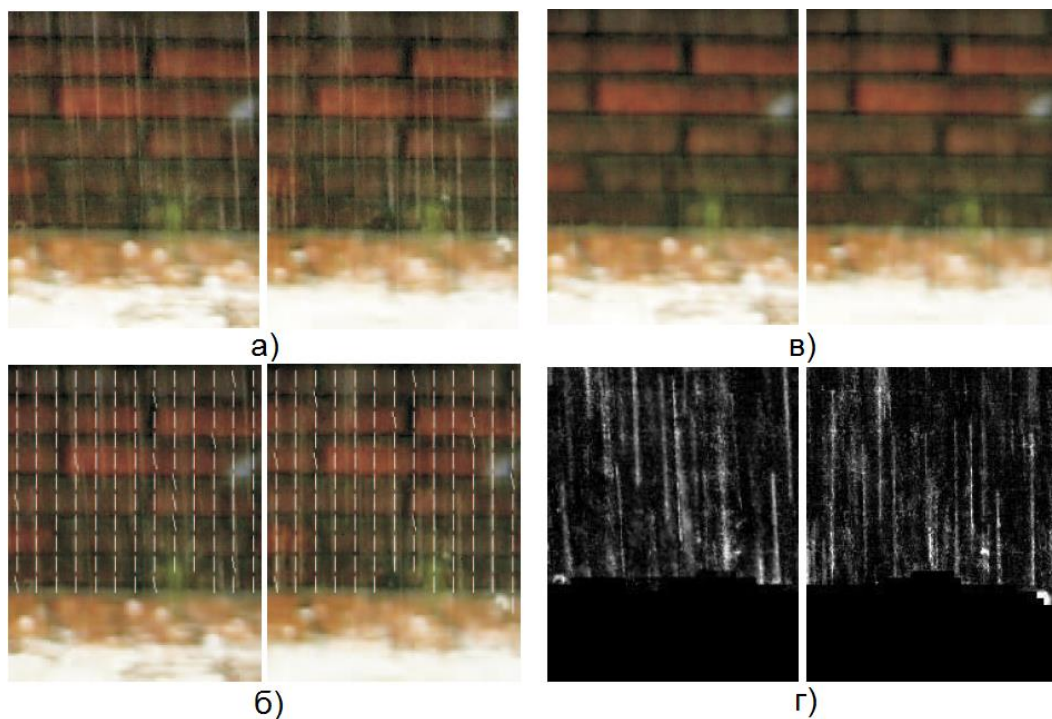


Рисунок 3.12 – Кадри вхідного відео кіно сцени "Стіна" (а), виявлення областей кадру з дощем (б), оброблені кадри з компенсованим дощем (в), міжкадрова різниця між вхідним та обробленим кадрами (г)

Бризки води можна розглядати як змінну у часі фактуру з частотами, схожими на ті, що має дощ. Але навіть у даному випадку метод виявляє лише піксели із дощем (рис. 3.12, б). Оброблені зображення показані на рис. 3.12, в. Наведені приклади показують, що досліджений метод є ефективним для сцен із складними рухами та в той же час не є чутливим до змінних у часі фактур, що мають частоти, схожі на частоти дощу.

3.5 Висновки по розділу 3

В розділі 3 на основі комплексної моделі впливу дощу на відео реалізовано ефективний метод детектування та коменсації дощу у відео.

З'ясовано, що прості алгоритми просторово-часової фільтрації не ефективні у компенсації дощу, так як вони просторово інваріантні, і в результаті погіршують якість зображення в областях кадру без дощу. На відміну від даних алгоритмів, досліджений метод точно виявляє піксели з зображенням дощу і компенсує дощ тільки в цих пікселях, зберігаючи інші деталі сцени.

Досліджений метод може бути застосований в багатьох випадках, включаючи системи відеонагляду, в системах виявлення, розпізнавання і ідентифікації БПЛА, редагування відео, в системах пошуку та індексації відео.

Розлянуті моделі крапель дощу також можуть бути застосовані для ефективного створення реалістичних ефектів дощу на відео і у комп'ютерній графіці.

Метод, на жаль, не може впоратися зі впливом дощу на великих дальностях і не компенсує сильно розфокусовані краплі і смуги дощу. У подальших дослідженнях слід вирішувати ці невирішені проблеми, а також поширити обробку на інші типи атмосферних умов, таких як сніг і град.

ВИСНОВКИ

В першому розділі кваліфікаційної роботи розглянуті алгоритми виявлення і компенсації дощу на відео.

Вплив атмосферних осадів на відео досить складний. Атмосферні осадки складаються з окремих просторово розподілених крапель, які падають з великою швидкістю. Кожна окрема крапля заломлює і відбиває падаюче на неї світло, що призводить до сильної зміни яскравості відповідних пікселів кадру. Група подібних падаючих крапель створює складне зображення, що змінюється у часі на кадрах та відео. Додатково, внаслідок обмеженого часу експозиції камери, пікселі з дощем мають розмиття внаслідок руху, і ефект розмиття залежить від інтенсивності осадів.

Отже, візуальні прояви осадів – це поєднання ефекту руху крапель з розподілом крапель в окремих кадрах відео. В даному розділі розробимо кореляційну модель, що враховує обидва фактори – вплив окремих крапель дощу при фіксованому часі (фотометрична модель), а також розмиття зображення краплі при її русі (динамічна модель). Вбачається, що на основі даних двох моделей можна розробити ефективні методи детектування та видалення дощу з відеопослідовностей.

Метою магістерської кваліфікаційної роботи є синтез алгоритму для детектування і компенсації дощу у зображеннях зовнішніх систем відеонагляду.

Для досягнення даної мети вирішуються наступні завдання:

- аналіз існуючих методів і алгоритмів в предметній області;
- розробка моделі впливу крапель дощу на відео;
- синтез алгоритму детектування дощу у відео;
- синтез алгоритму компенсації дощу у відео;
- експериментальні дослідження синтезованих алгоритмів на реальних відео з дощем.

В розділі 2 показано, що час перебування зображення краплі у пікселі τ і кут нахилу падіння β є постійними для усіх пікселів смуги. Крім цього, оскільки на яскравість нерухомої краплі мало впливає яскравість фону, можна вважати, що середня освітленість \bar{E}_d буде незмінною для пікселів, що знаходяться в одній смузі. Отже, зміна яскравості ΔL , що спостерігається в усіх пікселях в смузі, лінійно пов'язана з яскравістю фону L_{bg} за смугою.

У розділі 2 також визначені кількісні межі для параметрів β і τ . Показано, що максимальна величина τ складає приблизно 1,18 мс, що значно менше за типовий час витримки $T \approx 30 \dots 40$ мс камер. В результаті показано, що величина β лежить у межах $0 < \beta < 0,039$.

Виходячи з отриманих оцінок, можна зробити наступні висновки:

- час знаходження зображення краплі в межах піксела менш, ніж типовий час витримки камери; вплив краплі призводить до позитивного стрибка яскравості піксела ($\Delta L > 0$) в окремому кадрі, рис.2.5 (б).

- зміна яскравості, що спостерігається в усіх пікселях уздовж смуги дощу, лінійно зв'язані з яскравістю фону L_{bg} позаду смуги. Нахил β даного лінійного відношення залежить тільки від фізичного розміру дощової краплі. Дані ознаки можна застосувати при виявленні смуг дощу в кадрі.

В розділі 3 на основі комплексної моделі впливу дощу на відео реалізовано ефективний метод детектування та компенсації дощу у відео.

З'ясовано, що прості алгоритми просторово-часової фільтрації не ефективні у компенсації дощу, так як вони просторово інваріантні, і в результаті погіршують якість зображення в областях кадру без дощу. На відміну від даних алгоритмів, досліджений метод точно виявляє піксели з зображенням дощу і компенсує дощ тільки в цих пікселях, зберігаючи інші деталі сцени.

Досліджений метод може бути застосований в багатьох випадках, включаючи системи відеонагляду, в системах виявлення, розпізнавання і

ідентифікації БПЛА, редагування відео, в системах пошуку та індексації відео.

Розглянуті моделі крапель дощу також можуть бути застосовані для ефективного створення реалістичних ефектів дощу на відео і у комп'ютерній графіці.

Метод, на жаль, не може впоратися зі впливом дощу на великих дальностях і не компенсує сильно розфокусовані краплі і смуги дощу. У подальших дослідженнях слід вирішувати ці невирішені проблеми, а також поширити обробку на інші типи атмосферних умов, таких як сніг і град.

ПЕРЕЛІК ПОСИЛАНЬ

1. G. Brown, G. Michon, J. Peyri`ere, On the multifractal analysis of measures // J. Statist. Phys., 1992, 66 (3-4). pp. 775–790.
2. Chen, Jie; Кос, Ut-Va; Liu, KJ Ray. Design of Digital Video Coding Systems: A Complete Compressed Domain Approach. CRC Press, 2001. –71 p.
3. Rohit Kundu. Image Processing: Techniques, Types, & Applications. [Електронний ресурс]. – URL: <https://www.v7labs.com/blog/image-processing-guide> (дата доступу 11.12.2023).
4. K. Jainю Fundamentals of Digital Image Processing. – Prentice Hall, 1989. – 452 p.
5. R. Gonzalez, R. Woods. Digital Image Processing. 4th Edition. – NY: Pearson Education Limited, 2018. – 1022 p.
6. Pitas I and A.N. Venetsanopoulos. Nonlinear Mean Filters in Image Processing / IEEE Transactions on Acoustics, Speech and Signal Processing, Vol. 34, No.3, 1986. – pp. 573-584.
7. Motion Detection Algorithms [Електронний ресурс]. – URL: <http://www.codeproject.com/Articles/10248/Motion-Detection-Algorithms> (дата доступу 11.12.2023).
8. Richard A. A New Algorithm for Image Noise Reduction using Mathematical Morphology / IEEE Transactions on Image Processing, Volume 4, Number 3, May 1995. – P. 554-568.
9. Pizurica A. Noise Reduction in Video Sequences Using Wavelet-Domain and Temporal Filtering / SPIE Conference on Wavelet Applications in Industrial, October 2003. – P. 27 – 31.
10. Braspenning R. Efficient Motion Estimation with Content-Adaptive Resolution / In Proceedings of ISCE'02, September 2002. – P. E29-E34.
11. Ahmad W. A fast adaptive motion estimation algorithm / IEEE Transactions on CSVT, March 2006. – P. 420-438.

12. Hopfield, J. J. Neural networks and physical systems with emergent collective computational abilities // Proc. Natl. Acad. Sci. U.S.A. 79 (8): 1982. – 2554–2558.
13. Hinton, G. E.; Osindero, S.; Teh, Y. A fast learning algorithm for deep belief nets / Neural Computation. 18 (7): 2006. – 1527–1554.
14. Fukushima, K. Neocognitron: A self-organizing neural network model for a mechanism of pattern recognition unaffected by shift in position / Biological Cybernetics. 36 (4): 1980. – 93–202.
15. Використання нейронної мережі Хопфілда [Електронний ресурс]. – URL: <http://habrahabr.ru/blogs/personal/80730/> (дата доступу 11.12.2023).
16. Alex Krizhevsky, Ilya Sutskever, Geoffrey E. Hinton. ImageNet Classification with Deep Convolutional Neural Networks. – 2012. [Електронний ресурс]. URL: <http://papers.nips.cc/paper/4824-imagenet-classification-with-deepconvolutional-neural-networks> (дата доступу 11.12.2023).
17. Detection and Removal of Rain. [Електронний ресурс]. – URL: http://www.cs.columbia.edu/CAVE/projects/rain_detection/rain_detection. (дата доступу 11.12.2023).
18. Olivieri S. A low-complexity motion estimation algorithm for H.263 video coding / In Proceedings of Philips Conference on DSP. Veldhoven, November 1999. – P. 17.
19. Biswas M. DCT-based phase correlation motion estimation / In Proceedings of ICIP 2004, Vol. 1. – P. 445-448.
20. Noise Reduction of an Image in C# using Median Filters. [Електронний ресурс]. – URL: <http://www.gutgames.com/post/Noise-Reduction-of-an-Image-in-C-using-Median-Filters.aspx>.
21. Rain Removal in Video by Combining Temporal and Chromatic Properties. [Електронний ресурс]. – URL: Режим доступа: [www.url: http://www.comp.nus.edu.sg/~photo/projects/rain](http://www.comp.nus.edu.sg/~photo/projects/rain).
22. Machine Vision and Navigation / Editors: Sergiyenko, Oleg, Flores-Fuentes, Wendy, Mercorelli, Paolo. Springer, Cham.

23. Ivanov M., Sergiyenko O., Tyrsa V., Mercorelli P., Kartashov V.M., Hernandez W., Sheiko S., Kolendovska M. Individual Scans Fusion in Virtual Knowledge Base for Navigation of Mobile Robotic Group with 3D TVS // IECON 2018 - 44th Annual Conference of the IEEE Industrial Electronics Society. – P. 3187–3192.

24. I. Koryttsev, S. Sheiko, V. Kartashov, O. Zubkov, V. Oleynikov, I. Selieznov, M. Anohin. Practical Aspects of Range Determination and Tracking of Small Drones by Their Video Observation // 2020 International Scientific-Practical Conference. Problems of Infocommunications. Science and Technology. Kharkiv, Ukraine. October 6-9, 2020. – 5 p.

25. V. Kartashov, V. Oleynikov, O. Zubkov, S. Sheiko. Optical detection of unmanned air vehicles on a video stream in a real-time // The Fourth International Conference on Information and Telecommunication Technologies and Radio Electronics (UkrMiCo'2019), 9–13 September 2019, Odessa, Ukraine, 4 p.

26. В.М. Карташов, И.В. Корытцев, С.А. Шейко, В.Н. Олейников, О.В. Зубков, С.И. Бабкин. Оптико-электронные методы обнаружения воздушных объектов и измерения их координат // Радиотехника: Всеукр. межвед. науч.-техн. сб. – 2020. – Вып. 202. – С. 153 – 159.

27. О.В. Зубков, С.А. Шейко, В.Н. Олейников, В.М. Карташов, И.В. Корытцев, С.И. Бабкин. Исследование эффективности детектирования и распознавания изображений дронов по видеопотоку // Радиотехника: Всеукр. межвед. науч.-техн. сб. – 2020. – Вып. 202. – С. 136 – 146.

28. И.В. Корытцев, С.А. Шейко, В.М. Карташов, О.В. Зубков, В.Н. Олейников, С.И. Бабкин, И.С. Селезнев. Обработка сигналов при пеленгации и определении дальности до малоразмерных БПЛА в оптическом и инфракрасном диапазонах // Радиотехника: Всеукр. межвед. науч.-техн. сб. – 2020. – Вып. 202. – С. 125 – 134.

29. В.М. Карташов, В.Н. Олейников, М.М. Колендовская, Л.П. Тимошенко, Н.В. Рыбников, А.И. Капуста. Комплексирование изображений при обнаружении беспилотных летательных аппаратов // Радиотехника: Всеукр. межвед. науч.-техн. сб. – 2020. – Вып. 201. – С. 120 – 129.

30. В.Н. Олейников, О.В. Зубков, В.М. Карташов, И.В. Коротцев, С.И. Бабкин, С.А. Шейко, И.С. Селезнев. Экспериментальная оценка эффективности алгоритмов пеленгования беспилотных летательных аппаратов по акустическому излучению. Радиотехника: Всеукр. межвед. науч.-техн. сб. – 2019. – Вып. 199. – С. 29 – 37.

31. V. Kartashov, V. Oleynikov, I. Koryttsev, S. Sheiko, O. Zubkov, S. Babkin, I. Selieznov. Use of Acoustic Signature for Detection, Recognition and Direction Finding of Small Unmanned Aerial Vehicles. 2020 IEEE 15th International Conference on Advanced Trends in Radioelectronics, Telecommunications and Computer Engineering (TCSET). 2020. 4 p.

32. Kartashov V.M., Oleynikov V.N, Zubkov O.V., Koryttsev I.V., Babkin S. I., Sheiko S.A., Kolendovskaya M.M. Spatial-temporal Processing of acoustic Signals of Unmanned Aerial Vehicles/ Telecommunications and Radio Engineering. –New York. – 2020. – Vol. 79, №9. – P.769-780.

33. V. Kartashov, V. Oleynikov , I. Koryttsev, S. Sheiko, O. Zubkov, S. Babkin. Processing of Wide Band Acoustic Signals During Detection of Unmanned Aerial Vehicles // 2020 IEEE Ukrainian Microwave Week (UkrMW). Kharkiv, Ukraine, September 21 - 25, 2020. Volume 1 on 2020 IEEE 12th International Conference on Antenna Theory and Techniques (ICATT). pp. 35-39.

34. E.J. McCartney. Optics of the Atmosphere: Scattering by molecules and particles. John Wiley and Sons, 1975.

35. S.G. Narasimhan and S.K. Nayar. Vision and the Atmosphere. IJCV, 48 (3). August 2002. – P. 233–254.

36. B.J Mason. Clouds, Rain and Rainmaking. Cambridge Press, 1975.

37. T. Wang and R.S Clifford. Use of Rainfall-Induced Optical cintillations to Measure Path-Averaged Rain Parameters. JOSA, 8, 1975. – P. 927-937.

38. R.M Manning. Stochastic Electromagnetic Image Propagation. McGraw-Hill, Inc, 1993.

39. W. T. Reeves. Particle System- a techinque for modeling a class of fuzzy objects. Computer Graphics (SIGGRAPH 83 Conference Proceedings), 17, 1983.

40. K. Starik and M. Werman. Simulation of Rain in Videos. Texture Workshop, ICCV, 2002.
41. G. Doretto, A. Chiuso, Y.N. Wu, and S. Soatto. Dynamic textures. IJCV, 51(2) , 2003. – P. 91-109.
42. R. Gunn and G.D. Kinzer. Terminal Velocity for Water Droplet in Stagnant Air. Journal of Meterology, 6, 1949. – P. 243–248
43. K.V. Beard and C. H. Chuang. A New Model for the Equilibrium Shape of Raindrops. Journal of Atmospheric Science, 44(11), , 1987. – P. 1509–1524.
44. J.SMarshall andW.M.K Palmer. The Distribution of Raindrops with Sizes. Journal of Meterology, 5, 1948. – P. 165-166.
45. K. Garg and S. K. Nayar. Photometric Model for Raindrops. Columbia University Technical Report, 2003.