

**НАЦІОНАЛЬНИЙ ТЕХНІЧНИЙ УНІВЕРСИТЕТ УКРАЇНИ
“КІЇВСЬКИЙ ПОЛІТЕХНІЧНИЙ ІНСТИТУТ
імені ІГОРЯ СІКОРСЬКОГО”**

Навчально-науковий фізико-технічний інститут

Кафедра математичного моделювання та аналізу даних

«На правах рукопису»

УДК 519.854.3

«До захисту допущено»

Завідувач кафедри

Н. М. Куссуль
(підпись) _____ (ініціали, прізвище)
“ ____ ” 2022 р.

Магістерська дисертація

на здобуття ступеня магістра

**за освітньо-науковою програмою “Математичні методи моделювання,
розпізнавання образів та комп’ютерного зору”
зі спеціальності 113 «Прикладна математика»**

на тему: «Перетворення відеозапису з дошки у слайд-шоу»

Виконав: студент 2 курсу групи ФІ-01МН

Шило Максим Костянтинович

(підпись)

Науковий керівник: к.т.н., Водолазський Євген Валерійович

Рецензент: к.т.н., с.н.с., Кийко Володимир Михайлович

(підпись)

(підпись)

Засвідчую, що у цій магістерській дисертації немає запозичень з праць інших авторів без відповідних посилань.

Студент _____

Київ — 2022 року

**НАЦІОНАЛЬНИЙ ТЕХНІЧНИЙ УНІВЕРСИТЕТ УКРАЇНИ
“КІЇВСЬКИЙ ПОЛІТЕХНІЧНИЙ ІНСТИТУТ
імені ІГОРЯ СІКОРСЬКОГО”**

Навчально-науковий фізико-технічний інститут

Кафедра математичного моделювання та аналізу даних

Рівень вищої освіти – другий (магістерський)

Спеціальність – 113 Прикладна математика

Освітньо-наукова програма: «Математичні методи моделювання, розпізнавання образів та комп’ютерного зору»

ЗАТВЕРДЖУЮ

Завідувач кафедри

Н. М. Куссуль

(підпись) _____ (ініціали, прізвище)
“ ____ ” 2022 р.

ЗАВДАННЯ

на магістерську дисертацію студенту

Шилу Максиму Костянтиновичу

1. Тема дисертації «Перетворення відеозапису з дошки у слайд-шоу»
науковий керівник дисертації Водолазський Євген Валерійович,
кандидат технічних наук,
затверджені наказом по університету від «____» _____ 2022р. №_____
2. Термін подання студентом дисертації _____
3. Об’єкт дослідження — відеозаписи лекцій.
4. Предмет дослідження — автоматична обробка відеозаписів.
5. Перелік завдань, які потрібно розробити:
 - a) вивчити та доповнити математичні методи, що допоможуть визначати рухомі об’єкти;

- б) опрацювати літературу про згорткові нейронні мережі, які застосовуються для знаходження в кадрі людини;
- в) вивчити методи обробки та порівняння зображень для створення панорамних знімків;
- г) розробити демонстраційне програмне забезпечення.
6. Орієнтовний перелік ілюстративного матеріалу: 15 слайдів.
7. Орієнтовний перелік публікацій: 2 публікації.
8. Дата видачі завдання _____

Календарний план

№ з/п	Назва етапів виконання магістерської дисертації	Термін виконання етапів магістерської дисертації	Примітка
1.	Постановка задачі та мети	21.09.2020 - 15.10.2020	
2.	Дослідження літератури	15.09.2020 - 10.01.2021	
3.	Створення математичної моделі створення панорамних слайдів	10.01.2021 - 20.06.2021	
4.	Імплементація інформаційної технології	20.06.2021 - 15.01.2022	
5.	Аналіз і висновки	15.01.2022 - 20.02.2022	
6.	Створення документації	20.03.2022 - 20.05.2022	

Студент

М. К. Шило

Науковий керівник дисертації

С. В. Водолазський

ABSTRACT

The thesis contains 80 pages, 45 figures and 51 references.

Video recordings of lectures are no longer a rarity in the conditions of distance learning. Videos may be in an inconvenient format for students or contain different artifacts due to compression, camera quality, and other factors. It is useful to have a presentation of the study material, which contains only the text from the board because such a view of the material is most like the compendium.

The aim of this work is creating an algorithm for obtaining panorama slides without a teacher from video lecture recorded by a camera which may move or shake.

To perform the study the following instruments were used:

- SIFT for obtaining image's keypoints;
- homography for getting panorama slides;
- Boykov-Kolmogorov max-flow algorithm for creating mask of moving objects;
- convolutional neural networks for human detecting;
- denoising and binarizing operators.

Keywords: IMAGES PROCESSING, INTELLECTUAL VIDEO PROCESSING,
VIDEO STABILIZATION

РЕФЕРАТ

Дисертація містить 80 сторінки, 45 ілюстрацій і бібліографію з 51 найменувань.

Відеозаписи лекцій вже не рідкість в умовах дистанційного навчання. Відео може бути у незручному форматі для студентів або містити різні артефакти через стиснення із втратами, якість зйомки та інші фактори. Добре було б мати презентацію навчального матеріалу, яка містить лише текст з дошки, оскільки це більш наближено до формату конспекту.

Метою роботи є розробка алгоритму, який створює панорамні слайди без викладача з відео лекції за умови, що камера може рухатись.

Для досягнення мети було використано:

- SIFT алгоритм для знаходження ключових точок зображення;
- гомографію для отримання панорамних слайдів;
- алгоритм максимального потоку Бойкова-Колмогорова для отримання маски рухомих об'єктів;
- згорткові нейронні мережі для детекції людини;
- оператори знешумлення та бінаризації зображень.

Ключові слова: ОБРОБЛЕННЯ ЗОБРАЖЕНЬ, ІНТЕЛЕКТУАЛЬНЕ ОБРОБЛЕННЯ ВІДЕО, СТАБІЛІЗАЦІЯ ВІДЕО

ЗМІСТ

Перелік умовних позначень, символів, одиниць, скорочень і термінів	8
Вступ	9
1 Аналіз попередніх робіт	11
1.1 Перша робота по оцифруванню дошки	11
1.2 Автоматичне сканування дошки	12
1.3 Відстежування об'єкту та віднімання фону	12
1.4 Відокремлення написів дошки	13
1.5 Сучасна робота	14
Висновки до розділу 1	16
2 Алгоритм створення слайдів	17
2.1 Постановка задачі	17
2.2 Пропоновані рішення	18
2.3 Вхід алгоритму	19
2.4 Методи локалізації людини та рухомих об'єктів	20
2.4.1 Локалізація рухомих об'єктів	20
2.4.2 Застосування алгоритму Бойкова-Колмогорова	24
2.4.3 Згорткові нейронні мережі	26
2.5 Створення панорами	41
2.5.1 Пошук відповідності між кадрами	41
2.5.2 Знаходження матриці гомографії за допомогою RANSAC	47
2.5.3 Створення панорамного знімку	50
2.6 Обробка слайдів	53
2.6.1 Порівняння слайдів	53
2.6.2 Темпоральна медіана	55
2.6.3 Швидка медіана для зображень	56
2.6.4 Побудова швидкої медіани для зображень	58
2.6.5 Порівняння складності	62

Висновки до розділу 2	63
3 Практичні результати	64
3.1 Результати алгоритму Б-К та згорткових нейромереж	64
3.2 Результати застосування згорткових нейромереж	66
3.3 Швидкість методів локалізації людини чи рухомих об'єктів	68
3.4 Результати створення панорами	69
3.5 Результати використання швидкої медіани	71
3.6 Майбутні покращення	71
Висновки до розділу 3	72
4 Висновки	73
Перелік посилань	74

ПЕРЕЛІК УМОВНИХ ПОЗНАЧЕНЬ, СИМВОЛІВ, ОДИНИЦЬ, СКОРОЧЕНЬ І ТЕРМІНІВ

Стандартні позначення

\mathbb{N} — множина натуральних чисел;

\mathbb{R} — множина дійсних чисел;

\mathbb{R}^n — n -вимірний векторний простір дійсних чисел.

Позначення, введені в дисертації

F — множина кадрів відео;

T — довжина відео (кількість кадрів);

P — множина координат пікселів зображення;

C — множина інтенсивностей пікселів зображення;

F_p^i — інтенсивність пікселя з координатою $p \in P$;

Б-К алгоритм — алгоритм Бойкова-Колмогорова.

ВСТУП

Актуальність роботи. Задача створення конспекту лекцій не є новою та стала ще більш актуальною, оскільки з масовим переходом навчання у віддалений режим постало проблема створення якісних лекційних матеріалів, зокрема слайдів, які містять стислу суть занять. Корисно мати технологію, що перетворює відео лекцію у стисле слайд шоу, на якому будуть написи з дошки без викладача і вся область дошки, навіть якщо камера рухалась.

Побудована на базі алгоритму інформаційна технологія повинна мати ряд властивостей:

- здатність працювати на звичайному смартфоні у режимі реального часу;
- можливість працювати з дошками різного кольору;
- можливість працювати з рухливою камерою;
- мінімальна кількість дефектів на слайдах, таких як наявність фрагментів викладача або видимі шви у місцях склейки кадрів.

На поточний момент жоден аналог не може такого дати, тому була поставлена задача створити таку технологію.

Мета і завдання дослідження.

Об'єкт дослідження — відеозаписи лекцій.

Предмет дослідження — автоматична обробка відеозаписів.

Метою роботи є розробка алгоритму, що перетворює відеозапис лекції у панорамні знімки без викладача за умови, що камера може рухатись.

Завдання наступні:

- 1) вивчити та доповнити математичні методи, що допоможуть визначати рухомі об'єкти;
- 2) опрацювати літературу про згорткові нейронні мережі, які застосовуються для знаходження в кадрі людини;
- 3) вивчити методи обробки та порівняння зображень для створення панорамних знімків;

- 4) розробити алгоритм перетворення відеозапису лекції у панорамні знімки;
- 5) розробити демонстраційне програмне забезпечення.

Методи дослідження:

- 1) опрацювання літератури за темою;
- 2) створення теоретичного підґрунтя алгоритму;
- 3) написання програми;
- 4) аналіз отриманих результатів.

Наукова новизна одержаних результатів.

Створено алгоритм та реалізовано інформаційну технологію для одержання панорамних слайдів з відеозапису лекції, який створено за допомогою рухливої камери, а дошку час від часу перекриває викладач та інші люди.

Практичне значення одержаних результатів.

За допомогою програми викладач може надати короткий вміст відео матеріалу. Наступними кроками є автоматичне детектування дошки, розбиття її на сектори та розпізнавання написаного на дощі тексту та формул.

Апробація.

- Доповідь «Creating Slides from Video Lecture» авторів Maksym Shylo, Anton Smirnov and Valerii Krygin на Masters Symposium on Advances in Data Mining, Machine Learning, and Computer Vision в Українському Католицькому Університеті [1].
- Стаття «Перетворення відеозапису з дошки у слайд-шоу» авторів Кригін В. М. та Шило М. К. прийнята до друку Міжнародним науковим журналом “Control Systems and Computers” (“Системи керування та комп’ютери”) та буде опублікована в № 2 (298) 2022 року.

1 АНАЛІЗ ПОПЕРЕДНІХ РОБІТ

У першому розділі розглядаються попередні роботи по створенню слайдів з відеозаписів або фотографій дошки. Аналізуються різні методи створення панорамних слайдів та алгоритми прибирання викладача з відео. Описуються переваги даної роботи над аналогічними.

1.1 Перша робота по оцифровуванню дошки

У 2004 році інженери з Microsoft Research Zhengyou Zhang та Li-wei He представили свій алгоритм по скануванню написів білої дошки [2]. Система оброблює фотографії білої дошки, локалізує область написів, вирівнює у прямокутну форму дошку та бінаризує написи без втрати кольору (рис. 1.1).

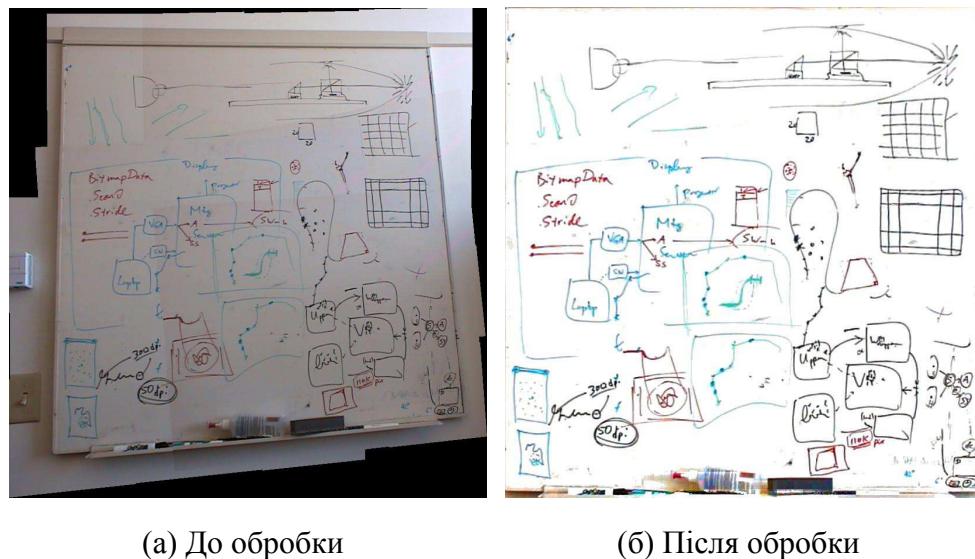


Рисунок 1.1 — Демонстрація роботи алгоритму інженерів з Microsoft [2]

Автори реалізували склейку зроблених з різних ракурсів зображень дошки за допомогою гомографії. Гарна якість оцифрування дошки досягається насамперед тим, що вона має білий колір, що в свою чергу накладає обмеження на використання технологій з дошками відмінного від білого кольорів. У наступній своїй роботі [3] ці ж самі автори побудували технологію, яка в реальному часі оброблює відеозапис

та видаляє людину біля дошки за допомогою часової медіани, але тут немає панорамного склеювання знімків. Головна ідея роботи полягала у розробці програми для телеконференцій.

1.2 Автоматичне сканування дошки

Автори роботи [4] створили програму, яка переводить написи на білій дощі у цифрові (рис. 1.2). Вони реалізували локалізацію тексту та подальшу його обробку. Дано технологія не вирішує проблему перекривання викладачем написів, а також не дозволяє використовувати дошку, що має відмінний від білого колір.

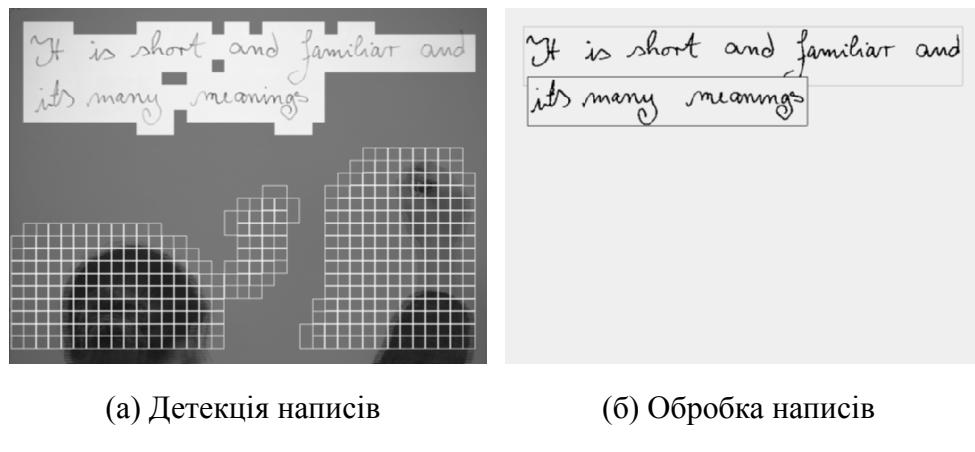


Рисунок 1.2 — Демонстрація роботи сканування дошки [4]

Можна помітити (рис. 1.2), що, як і в попередній роботі, гарна якість виокремлення написів досягається тим, що дошка білого кольору.

1.3 Відстежування об'єкту та віднімання фону

У 2012 році науковці зі Стенфордського університету Alex Gonzalez, Bongsoo Suh, Eun Soo Choi представили технологію [5] локалізації дошки (навіть такої, яка розділена на частини), відстеження викладача та його подальше прибирання. Алгоритм також може працювати з різними кольорами дошок. Для прибирання викладача

і всіх рухомих об'єктів автори також використали часову медіану (рис. 1.3).

Дана програма не працює в реальному часі, оскільки всі операції над кадрами відео займають тривалий час, а також саме відео перед обробкою піддають компресії.

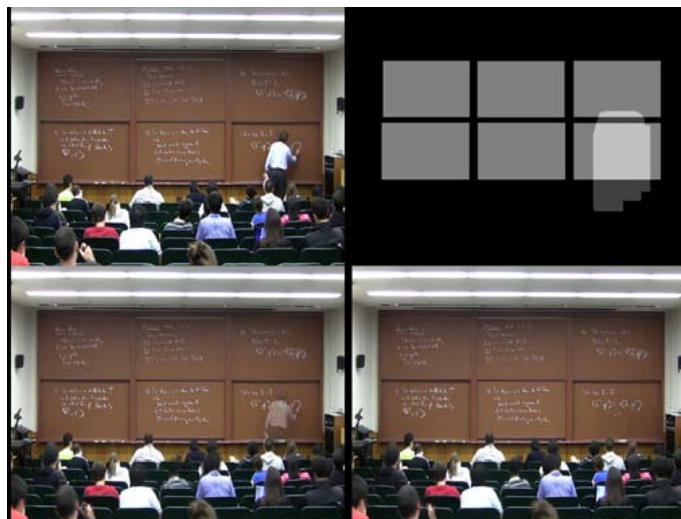


Рисунок 1.3 — Демонстрація роботи авторів зі Стенфордського університету [5]

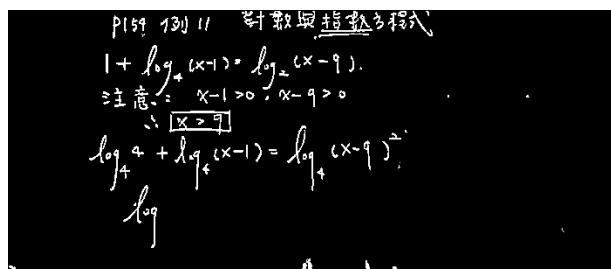
Головною особливістю даної роботи є те, що алгоритм автоматично локалізує різну кількість дошок. Однак, варто відмітити, що тестування відбувалось на відео лекціях, де камера знімає всю дошку і не рухається за викладачем.

1.4 Відокремлення написів дошки

У 2014 році науковці з Тайванського університету представили свій алгоритм [6] оцифрування дошки (рис. 1.4). Для видалення викладача, автори застосували алгоритм кластеризації k-means. Для отримання бінаризованих написів з дошки використане адаптивне вирівнювання. Варто відмітити гарну якість власного методу зменшення шуму.



(a) До обробки



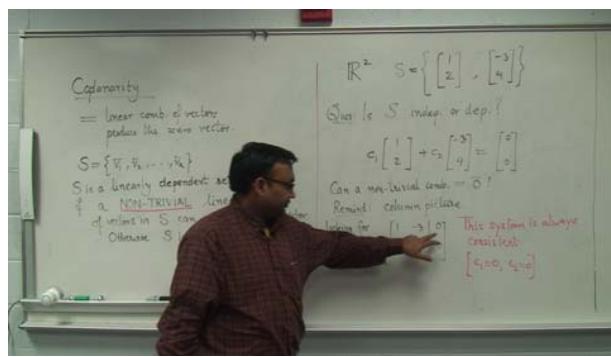
(б) Після обробки

Рисунок 1.4 — Демонстрація роботи сканування дошки [6]

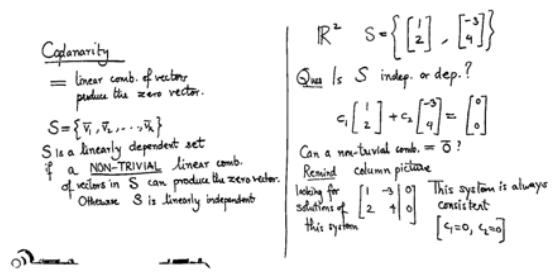
Автори не надали час обробки всього відео. Щоб отримати якісну сегментацію дошки та викладача, потрібно, щоб кадр містив не просто викладача, а викладача з кольором одягу сильно відмінним від кольору дошки. Це потрібно для коректної роботи алгоритму k-means. Тому немає гарантії, що якийсь рухомий об'єкт не буде класифікований як дошка під час класифікації.

1.5 Сучасна робота

Окремо зазначимо роботу [7] науковців з університету Рочестер. Автори Kenny Davila та Richard Zanibbi використали просторово-часовий індекс для виокремлення написів і викладача (рис. 1.5). Відбувається видалення не самого викладача, а його контурів після бінаризації картинки. Варто відмітити, що і тут камера має бути нерухомою.



(a) До обробки



(b) Після обробки

Рисунок 1.5 — Демонстрація роботи сканування дошки [7]

Пізніше, ці ж автори створили повністю згорткову нейронну мережу [8] для обробки написів дошки. Дано нейронна мережа LectureNet досить добре бінаризує написи з дошки (рис. 1.6).

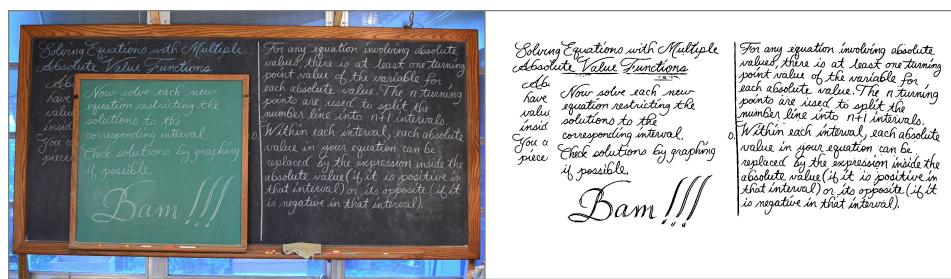


Рисунок 1.6 — Приклад роботи авторів з Рочестер [8]

Висновки до розділу 1

Як ми бачимо, всі вищеописані алгоритми не повністю вирішують поставлену нами задачу оцифрування дошки: деякі методи обробляють тільки написи з дошки, частина аналогів створює панорамні знімки тільки з фотографій дошки. Спільними елементами вищеописаних аналогів є використання темпорального медіанного фільтру для видалення рухомих об'єктів. У поточній роботі даний метод теж має місце, але вже для знешумлення вихідних слайдів, а не для видалення лектора з відео. Найбільшими недоліками всіх аналогів є час обробки відео. Більшість технологій тестиувалась на відео з низькою роздільною здатністю від 352×240 до 1280×720 , хоча сучасні недорогі смартфони дозволяють записувати відео розмірами 1920×1080 , а більш дорогі моделі навіть 3840×2160 , що помітно позначиться на швидкодії існуючих алгоритмів. Також, жодний аналог не пропонує створювати панорамні знімки по мірі руху камери під час зйомки.

2 АЛГОРИТМ СТВОРЕННЯ СЛАЙДІВ

У другому розділі описується постановка головних задач та можливих рішень для отримання панорамних знімків. Описуються методи визначення області, де знаходиться людина або рухомі об'єкти, щоб у подальшому прибрати викладача з панорамних знімків. Розглядається будова алгоритму Бойкова-Колмогорова та згорткових мереж YOLO, MobileNet, SSD, R-CNN. Описується пошук відповідності між кадрами, матриця гомографії та створення панорамного знімку без викладача. Описується процес прийняття рішення щодо того, чи брати панорамний знімок як слайд, чи ні. Також наводиться приклад роботи оператору Лапласа та робиться огляд швидкої медіани для зменшення шуму.

2.1 Постановка задачі

Головна ціль даної роботи — це створення власної інформаційної технології, на вхід якої буде подаватись відеозапис лекції, а на вихід панорамні слайди без викладача. Для одержання бажаних результатів було запропоновано вирішити такі проблеми:

- 1) Стабілізація кадрів. Багато відео лекцій записуються не в найкращих умовах. Камера може випадково затруситися, якщо її прикріпити до столу, де студенти пишуть лекцію, або може бути нестабільно закріплена. Трясіння камери може заважати сприймати лекцію і фокусуватись на написах дошки.
- 2) Прибирання викладача. Існує чимало методів вирішення цієї задачі. Можна локалізувати тільки людину, а можна і всі об'єкти, що рухаються в площині дошки. Маючи дані про положення викладача в кадрі, ми матимемо змогу оновлювати з часом інформацію з дошки, яка була тимчасово перекрита.
- 3) Створення панорамних слайдів. Часто, коли дошки мають значну площину, камера знімає тільки ту частину, де викладач щось пише. Під час лекції камеру

переміщують так, щоб лектор був завжди в полі зору. Таким чином, якщо студент не встиг переписати все з однієї частини дошки, а камеру перемістили, втрачається частина інформації. Тому корисно мати слайди, які по мірі руху камери містять всю дошку.

- 4) Оцифрування написів. Умови освітлення, розводи на дошці, нейкісна зйомка, шуми — все це впливає на сприйняття лекційного матеріалу. Корисно мати бінаризовані слайди, які містять лише написи як в записнику.

2.2 Пропоновані рішення

У даній роботі описується алгоритм напівавтоматичного створення слайдів на основі відеозапису лекції (рис. 2.1). За допомогою наведеного алгоритму можна обробляти відео у режимі реального часу, адже кожна його ітерація потребує лише поточний на попередні кадри. Між кожною парою сусідніх кадрів відео розраховується бінарна маска областей, де потенційно знаходяться рухомі об'єкти або викладач (в залежності від методу створення маски).

Ті частини зображення, де не було помічено руху або людини, зберігаються до зображення, яке ми в даній роботі називаємо панорамою, тому що це зображення може розширюватись у випадку, коли камера рухається навмисно або хитається через небажаний вплив на неї. Отриману панорamu ми порівнюємо з тими панорамами, що були отримані на попередніх кроках, і створюємо новий слайд, якщо було помічено достатню кількість змін.

Інформаційна технологія, що реалізує описаний алгоритм, працює у напівавтоматичному режимі — вона потребує від користувача введення деяких параметрів, а саме:

- 1) крок або кількість кадрів між тими кадрами, які беруться в обробку;
- 2) ступінь згладжування маски рухомих об'єктів у випадку використання алгоритму Бойкова-Колмогорова;

- 3) рівень довіри присутності людини у випадку використання згорткових мереж;
- 4) крок між панорамами для перевірки необхідності створення нового панорамного слайду;
- 5) кількість необхідних змін між двома панорамами для створення нового слайду.



Рисунок 2.1 — Процедура створення панорамних слайдів

2.3 Вхід алгоритму

Для опису алгоритму створення панорамних слайдів потрібно визначити та описати об'єкти, з якими взаємодіє інформаційна технологія.

Означення 1. Дошка — це плоска поверхня, яку знімає камера. Це може бути крейдяна дошка, маркерна дошка, стіна тощо.

Означення 2. Записи — це ті місця дошки, де відбулася зміна кольору, яка тривала відносно довгий час.

Важливо зауважити, що ці записи мають бути саме у площині дошки, причому людина, яка проходить біля неї, не вважається зміною кольору, оскільки цей рух був не тривалим.

В область огляду камери має потрапляти дошка або її частина. Наведений алгоритм не розрахований на відео, що містить декілька дошок, які знаходяться не в одній плоскій площині. Камера, що знімає відео, може рухатись, проте чим більше вона нерухома, тим краще (алгоритм не буде працювати, якщо камера рухається постійно). Дошка на відео може перекриватися сторонніми об'єктами, проте бажано,

щоб ці об'єкти були рухливими, щоб алгоритм виявлення рухомих об'єктів їх не додавав до слайдів.

Означення 3. Кадром під номером i ширинou w і висотою h називаємо відображення $P \rightarrow C$, де P — множина координат пікселів, C — скінчена множина можливих рівнів яскравостей (інтенсивностей) пікселів

$$P = [1, \dots, w] \times [1, \dots, h], C \subset R.$$

Означення 4. Відео F довжиною T є послідовністю $(F^i : i = \overline{1, T})$ кадрів $F^i : P \rightarrow C$.

Той факт, що піксель з координатою $p \in P$ на кадрі F^i має інтенсивність $c \in C$, позначатимемо $F_p^i = c$.

2.4 Методи локалізації людини та рухомих об'єктів

2.4.1 Локалізація рухомих об'єктів

Розглянемо теоретичне підґрунтя методів, які використовуються в даній роботі для локалізації рухомих об'єктів, а саме задачу пошуку мінімального розрізу графа та її розв'язок за допомогою алгоритму Бойкова-Колмогорова.

2.4.1.1 Задача знаходження мінімального розрізу графа

Задачу знаходження мінімального розрізу та еквівалентна їй задачу пошуку максимального потоку можна описати на прикладі системи трубопроводу. Є мережа труб, кожна з яких має свою пропускну здатність і напрям. У даній мережі є джерело (початок мережі) та стік (кінець мережі). Головна задача — знайти максимальний потік води, який може пройти з джерела у стік.

Якщо дану концепцію перекласти на мову математики, то мережею труб є орієнтований граф G (рис. 2.2) з множинами вузлів T та множиною направлених ребер τ . В ньому є джерело $s \in T$, стік $e \in T$, пропускні здатності $c_{tt'} \geq 0$ та потоки $f_{tt'} \in \mathbb{R}$. Також позначимо множини вихідних $N_t = \{t' : tt' \in \tau\}$ та вхідних $P_t = \{t : tt' \in \tau\}$ ребер для кожної вершини t .

Означення 5. Максимальний потік — це найбільша величина потоку, який можна пропустити через джерело з метою найефективнішого використання мережі.

Означення 6. Мінімальним розріз — це множина тих ребер, які стали насиченими після знаходження максимального потоку. Мінімальний розріз розділяє множину ребер на дві множини.

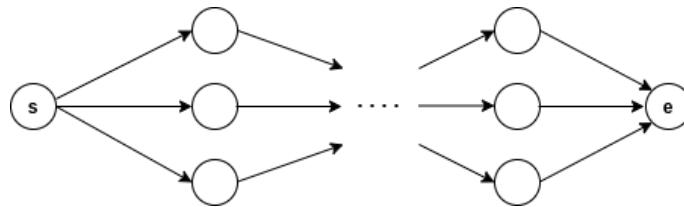


Рисунок 2.2 — Приклад графу

Сформулюємо задачу максимального потоку

$$\sum_{t \in N_s} f_{st} \rightarrow \max_{f: \tau \rightarrow R}$$

з обмеженнями

$$\begin{cases} f_{tt'} \leq c_{tt'}, & \forall tt' \in \tau, \\ \sum_{p \in P_t} f_{pt} - \sum_{t' \in N_t} f_{tt'} = 0, & \forall t \in T \setminus \{s, e\}, \\ \sum f_{tt'} \geq 0, & \forall tt' \in \tau. \end{cases}$$

Це означає, що

- 1) потік має не перевищувати пропускну здатність для всіх ребер;
- 2) сума потоків, що входять у вузол не повинна змінитись на виході;
- 3) потік завжди додатній.

Як вже було зазначено, задача пошуку максимального потоку є еквівалентною до задачі пошуку мінімального розрізу. Даний висновок отримується з Max-Flow Min-Cut теореми [9, 10].

Наведемо алгоритм знаходження максимального потоку Форда-Фалкерсона (алгоритм 1).

Algorithm 1 Алгоритм (метод) Форда-Фалкерсона пошуку максимального потоку

Вхід: граф G з об'єктами $t \in T$ і ребрами $tt' \in \tau$.

Вихід: $F_{maxflow}$ - значення максимального потоку.

Ініціалізація: $F_{maxflow} = 0$, $f_{tt'}^0 = 0 \quad \forall tt' \in \tau$.

Поки існує шлях з s в e повторюємо кроки 1,2:

Крок 1: Знаходимо шлях від s до e (пошуком в ширину чи в глибину).

Відвідуємо t' із t якщо:

1. $f_{tt'} \neq c_{tt'}$
2. $\#p_{t'}^i \Rightarrow p_{t'}^i = t$ (запам'ятали вершину)
3. $t' \neq s$

Крок 2: Проходимо по заданому шляху:

1. Знаходимо $\Delta f^i = \min_{tt' \in \{se\}} f_{tt'}$
2. Змінюємо потік: $f_{tt'}^{i+1} = f_{tt'}^i + \Delta f^i$
3. Оновлюємо $F_{maxflow}$: $F_{maxflow}^{i+1} = F_{maxflow}^i + \Delta f^i$

Знайшовши максимальний потік, можемо знайти і мінімальний розріз:

$\forall t \in T$ знаходимо $\theta_t \in \{0,1\}$

Крок 3: Запускаємо пошук в ширину або глибину вже з оновленим графом.

Якщо $c_{tt'} \geq f_{tt'}$ та $c_{tt'} \geq 0 \Rightarrow \theta_{t'} = 1$, інакше $\theta_{t'} = 0$

У 2004 році Юрій Бойков та Володимир Колмогоров запропонували свій підхід [11] для пошуку мінімального розрізу на графі. Запропонована ідея методу поля-

гає у нарощенні потоку у шляхах з джерела та стоку. Будується два дерева S та T , коренями яких є s та t відповідно. Вершини загально діляться на ті що в S , T та вільні. Кожне дерево має активні та внутрішні вершини. Алгоритм Бойкова-Колмогорова (надалі Б-К алгоритм) складається зі стадій росту, доповнення та всиновлення. Коротко розглянемо кожну з них.

- 1) **Стадія Росту.** Проводимо одночасний ріст дерев з вершин s та e , знаходимо активні вершини і додаємо їх як вершини, що відвідали. Після такого сканування вершини стають внутрішніми. Цей процес продовжується поки не залишиться не активної вершини.
- 2) **Стадія Доповнення.** На цій стадії потік вздовж шляху, що був знайдений на попередньому етапі, доповнюється залишковою пропускною здатністю (англ. bottleneck). Якщо ребра дерева стають насиченими (пропускна здатність дорівнює потоку), то найвіддаленіші вершини від коренів дерев стають сиротами, тобто, якщо вершини t та t' додаються в множину S і ребро (t, t') є насиченим, тоді t' називається S -сиротою. Analogічно, якщо t та t' знаходяться в дереві T , то t — T -сирота. Якщо ребро знаходиться в bottleneck (t в S , t' в T , ребро (t, t') насичене) відповідно немає ніяких сиріт. Всі сироти потрапляють у множину сирот.
- 3) **Стадія Всиновлення.** На даному етапі ми проходимось по кожній сироті в множині сирот для кожного дерева. Нехай t' є S -сиротою. Знаходимо всі такі t в S , що $(t, t') \in E$. Для кожного такого t перевіряємо, чи шлях з t в s містить сирот, включаючи t . Якщо сирот не знайшли, то t — батько t' . Якщо не вдається знайти батька, ми позначаємо вершину t' як вільну, а всіх дітей t' сиротами. Після цього ми оброблюємо залишкові ребра (t, t') і для кожного t в S позначаємо t активною.

Найбільшою перевагою даного алгоритму є те, що на практиці він працює дуже швидко на графах-решітках (рис. 2.3). Оскільки саме таку структуру ми використовуємо в алгоритмі Б-К для отримання маски рухомих об'єктів, це дає змогу оброблювати кадри відео досить швидко.

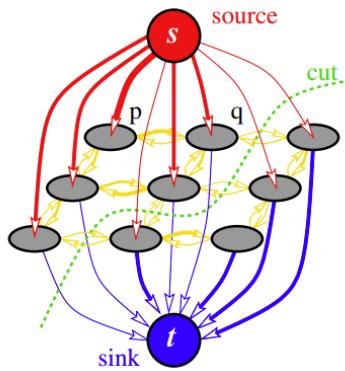


Рисунок 2.3 — Приклад графу-решітки з мінімальним розрізом [11]

2.4.2 Застосування алгоритму Бойкова-Колмогорова

Окремо Б-К алгоритм не є корисним для детекції рухомих об'єктів. У даній роботі використано метод [12], який у свою чергу використовує алгоритм Б-К для пошуку мінімального розрізу на графі, що дозволяє знаходити маску рухомих об'єктів та має можливість налаштовувати ступінь взаємодії сусідніх пікселів.

Означення 7. Маскою рухомих об'єктів кадру F^i будемо називати бінарне зображення $B^i : P \rightarrow \{0,1\}$, де тим пікселям, в яких на відповідному кадрі F^i було помічено рух, відповідає одиниця, а іншим відповідає нуль.

Для обраного користувачем кроку $s \in \mathbb{N}$ на двох кадрах F^i і F^{i+s} рухомі об'єкти являють собою підмножину пікселів, колір яких було змінено більше, ніж на певне значення, з урахуванням зміни кольорів у сусідніх пікселях. Тобто, якщо рухомий об'єкт складається з одного пікселя, його рух може бути проігнорованім в залежності від обраних користувачем налаштувань, про які йдеться мова далі; аналогічно, якщо рухомий об'єкт на кадрі містить нерухомі «дірки» (пікселі, де колір не змінився), вони можуть вважатися частиною рухомого об'єкту.

Для того, щоб отримати маску рухомих об'єктів, які можуть перекривати дішку, ми беремо кадри F^i та F^{i+s} (рис. (а), (б)) та дляожної пари кольорів пікселів p з однаковими координатами знаходимо модуль $D_p^i = |F_p^i - F_p^{i+s}|$ різниці інтенсивностей (рис. 2.4(в)). Зображення D^i подаємо на вхід Б-К алгоритму.

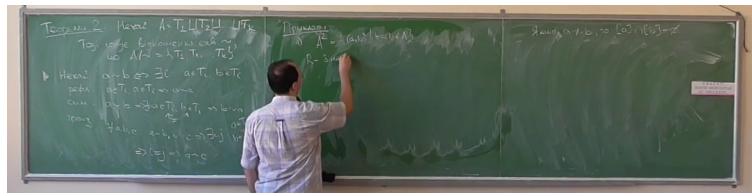
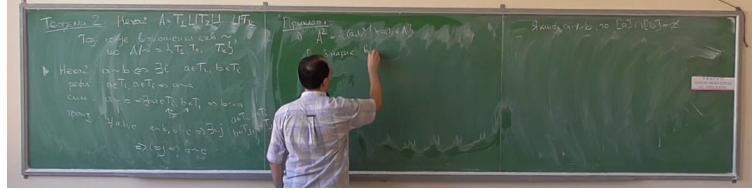
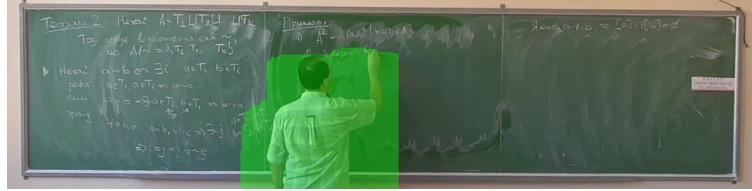
(а) Попередній кадр F^i (б) Поточний кадр F^{i+s} (в) Інвертована різниця F^i і F^{i+s} (г) Маска рухомих об'єктів на кадрі F^{i+s}

Рисунок 2.4 — Процес створення маски рухомих об'єктів з відео [13]

Знайдемо маску $B^i : P \rightarrow \{0,1\}$ рухомих об'єктів для кадрів F^i і F^{i+s} . Введемо функції.

$$q_p(B_p^i) = \begin{cases} \alpha D_p^i, & \text{якщо } B_p^i = 0, \\ 255 - D_p^i, & \text{якщо } B_p^i = 1, \end{cases}$$

$$g(B_p^i, B_{p'}^i) = \beta |B_p^i - B_{p'}^i|,$$

де α та β — параметри згладжування маски, що задаються користувачем інформаційної технології. Позначимо множину $\Gamma \subset P^2$ сусідніх пікселів. У даній роботі сусідніми до пікселя $p \in P$ вважаються пікселі з множини $\{(p_{x+1}, p_y), (p_x, p_{y+1})\} \cap P$.

Сформулюємо пошук маски B^i у вигляді задачі мінімізації виразу

$$E(B_p^i) = \sum_{p \in P} q_p(B_p^i) + \sum_{(p,p') \in \Gamma} g(B_p^i, B_{p'}^i).$$

На виході отримуємо маску B_p^i рухомих об'єктів (рис. 2.4(г)). Її ми використовуємо, щоб не переносити на фінальне зображення ті пікселі, на яких було помічено рух, адже зміна яскравості пікселя виникає не тільки під час створення напису, а й під час тимчасового затуляння дошки.

2.4.3 Згорткові нейронні мережі

Означення 8. Маскою людини F^i будемо називати бінарне прямокутне зображення $M^i : P \rightarrow \{0,1\}$, де тим пікселям, в яких на відповідному кадрі F^i була помічена людина, відповідає одиниця, а іншим відповідає нуль.

Для локалізації людини були використані згорткові нейронні мережі (англ. convolutional neural networks, CNN). В таких нейромережах застосовується операція згортки (англ. convolution) (рис. 2.5) та пулінгу (англ. pooling), нормалізація пакетів (англ. batch normalization) та різні функції активації на кшталт ReLU, Tanh тощо.

Надалі комбінацію “згортка + нормалізація пакетів + функція активації” будемо називати згортковим шаром, але кожний автор нейронної мережі створює свої шари, що можуть відрізнятися від вищезазначеного.

Розглянемо архітектури нейронних мереж, які застосовувались у роботі для локалізації людини. Всі нищеописані нейронні мережі були використані вже з настроеневими вагами у програмній бібліотеці PyTorch [14]. За мету було поставлено підібрати таку нейромережу, яка здатна швидко та якісно оброблювати один знімок навіть на смартфоні.

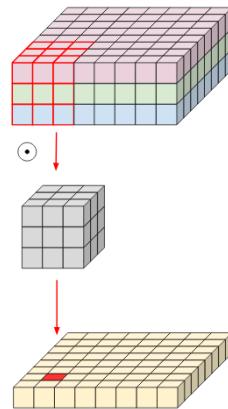


Рисунок 2.5 — Ілюстрація взяття згортки [15]

2.4.3.1 YOLO (You Only Look Once)

YOLO — це сімейство нейронних мереж, вперше представлене дослідником на ім'я Joseph Redmon [16]. Мережа YOLO розв'язує задачу детекції об'єктів як задачу регресії щодо просторового розділення знайдених областей об'єктів та їх ймовірностей. Її зараз широко використовують для локалізації та класифікації об'єктів, оскільки вона здатна оброблювати відео в реальному часі з частотою 30 кадрів в секунду на мобільних пристроях, що є її найбільшою перевагою серед інших аналогів.

Опишемо коротко принцип детекції об'єктів (рис. 2.6) нейромережею YOLOv1, оскільки YOLOv5, яка застосувалась в роботі, є її модифікацією.

- 1) Спочатку зображення розділяється решіткою $S \times S$. Якщо центр об'єкту потрапляє в комірку решітки, ця комірка є кандидатом, для подальшої локалізації об'єкта.
- 2) Кожна комірка решітки має передбачувати B областей та рівнів довіри. Рівень довіри показує, наскільки модель “впевнена”, що дана комірка містить об'єкт, та наскільки точна область. Рівень довіри t визначається як

$$t = Pr(\text{Object}) \cdot IOU_{pred}^{truth},$$

де $Pr(Object)$ — ймовірність об'єкту, а IOU_{pred}^{truth} — величина перетину передбаченої області об'єкту до її справжньої. Відповідно, якщо модель не знайшла об'єкт, цей рівень нульовий. Необхідно, щоб t був якомога ближчим до IOU_{pred}^{truth} .

- 3) Кожна область об'єкту складається з 5 чисел: рівень довіри, x, y (координати центру об'єкту), w, h (ширина та висота об'єкту). Кожна комірка передбачає C умовних ймовірностей $Pr(Class_i|Object)$.

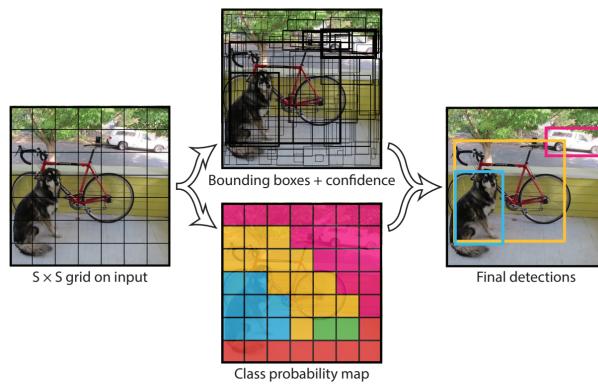


Рисунок 2.6 — Процес локалізації об'єктів нейромережею YOLOv1 [16]

Для тренування нейромережі використовують суму 4 штрафних функцій.

$$\begin{aligned}
 & \lambda_{coord} \underbrace{\left(\sum_{i=0}^{S^2} \sum_{j=0}^B \mathbb{1}_{ij}^{obj} [(x_i - \hat{x}_i)^2 + (y_i - \hat{y}_i)^2] \right)}_{\text{по координатам центру}} \\
 & + \underbrace{\sum_{i=0}^{S^2} \sum_{j=0}^B \mathbb{1}_{ij}^{obj} [(\sqrt{w_i} - \sqrt{\hat{w}_i})^2 + (\sqrt{h_i} - \sqrt{\hat{h}_i})^2]}_{\text{ширини та висоти об'єкту}} + \underbrace{\sum_{i=0}^{S^2} \mathbb{1}_i^{noobj} \sum_{c \in classes} (p_i(c) - \hat{p}_i(c))^2}_{\text{ймовірності класів}} \\
 & + \underbrace{\sum_{i=0}^{S^2} \sum_{j=0}^B \mathbb{1}_{ij}^{obj} (C_i - \hat{C}_i)^2 + \lambda_{noobj} \sum_{i=0}^{S^2} \sum_{j=0}^B \mathbb{1}_{ij}^{noobj} (C_i - \hat{C}_i)^2}_{\text{точності класифікації}}
 \end{aligned}$$

де $\mathbb{1}_i^{obj}$ показує, чи знайшовся об'єкт в комірці i , а $\mathbb{1}_{ij}^{obj}$ показує, чи в комірці i в j -ій області знаходиться об'єкт.

Загалом архітектура нейронної мережі YOLOv1 складається з 24 згорткових шарів та 2 повнозв'язних лінійних шарів (рис. 2.7).

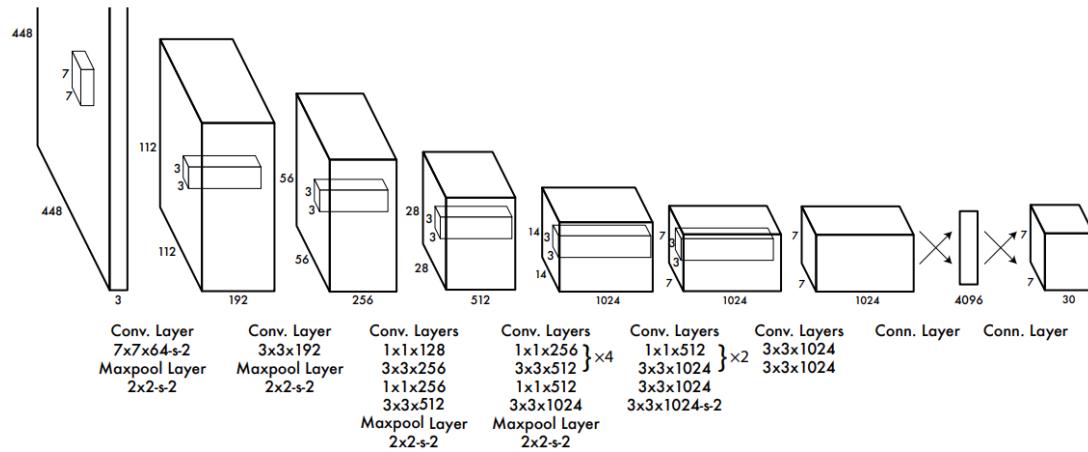


Рисунок 2.7 — Архітектура YOLOv1 [16]

У даній роботі була використана одна з нейромереж YOLOv5 [17], яка була розроблена Glenn Jocher на програмній бібліотеці PyTorch. На рис. 2.8 наведено графік, що показує як добре та швидко різні версії YOLOv5 оброблюють одну картинку на датасеті COCO [18].

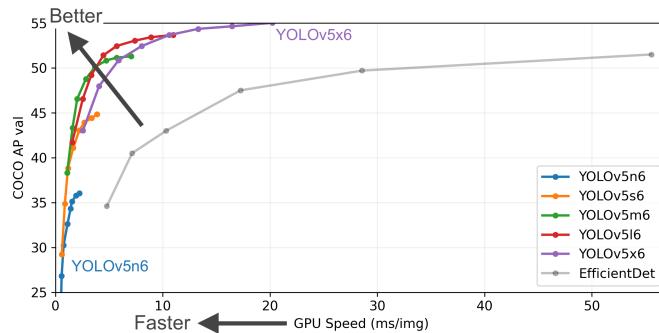


Рисунок 2.8 — Графік залежності точності на датасеті COCO від швидкості обробки однієї картинки різними нейромережами YOLOv5 [17]

2.4.3.2 MobileNet

MobileNet — це також ще одне сімейство, що часто використовується у комп’ютерній зорі. Вперше MobileNetv1 [19] була представлена у 2017 році науковцями з Google.

Мережі даної категорії теж зробили свою революцію в обчисленні глибоких шарів з використанням мінімальних обчислювальних ресурсів. Були запропоновані два гіперпараметри, змінивши які, можна отримати приріст в швидкості або точності. Мережі MobileNet застосовуються для локалізації і класифікації об'єктів, а також для широкомасштабної гео-локалізації.

Розглянемо особливості різних версій MobileNet.

2.4.3.3 MobileNetv1

Однією з головних задач для побудови першої нейромережі даного сімейства була заміна звичайного згорткового шару на новий глибинно-просторовий згортковий шар (англ. depth-wise separable convolution) (рис. 2.10).

Нехай на вході маємо

- квадратне зображення I розмірами $S_I \times S_I \times M$: ширина, висота та кількість каналів відповідно;
- ядро C розмірами $S_C \times S_C \times M \times N$, де N — це вихідна розмірність отриманої згортки;
- вихідна згортка C розмірами $S_K \times S_K \times N$.

Тоді формулу звичайної згортки (рис. 2.5) можна записати як

$$G_{k,l,n} = \sum_{i,j,m} C_{i,j,m,n} \cdot F_{k+i-1,l+j-1,m}.$$

Для обчислення такої згортки потрібно $S_C \cdot S_C \cdot M \cdot N \cdot S_I \cdot S_I$ операцій, що створює обчислювальні обмеження на мобільний пристрій, якщо використовувати декілька таких згорток. Для вирішення даної проблеми застосовується глибинна згортка (рис. 2.9). Вона полягає у використанні окремої згортки кожного каналу ядра до кожного

каналу зображення. Нехай \widehat{C} — ядро глибинної згортки. Тоді

$$\widehat{G}_{k,l,n} = \sum_{i,j,m} \widehat{C}_{i,j,m,n} \cdot F_{k+i-1,l+j-1,m}. \quad (1)$$

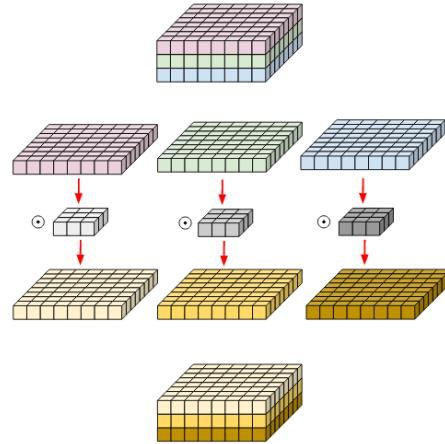


Рисунок 2.9 — Ілюстрація взяття глибинної згортки [15]

Для обчислення такої згортки потрібно $S_C \cdot S_C \cdot M \cdot S_I \cdot S_I$ операцій. Ми вже позбулись N операцій, але маємо пам'ятати, що зараз \widehat{G} складається з M окремих вихідних згорток, тому, щоб створити єдиний вихід, додатково до глибинної застосовують ще й точкову згортку (англ. point-wise convolution), в якій розмір ядра 1×1 . Тоді маємо $S_C \cdot S_C \cdot M \cdot S_I \cdot S_I + M \cdot N \cdot S_I \cdot S_I$ операцій. Данна комбінація має назву глибинно-просторова згортка, для обчислення якої потрібно в $1/N + 1/S_C^2$ менше операцій, ніж для звичайної.

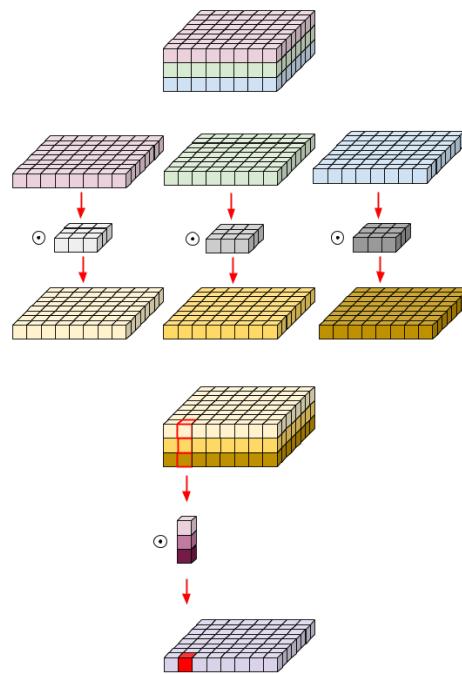


Рисунок 2.10 — Ілюстрація взяття глибинно-просторової згортки [15]

Таке нововведення в галузі глибокого навчання дало змогу в рази пришвидшити навчання та роботу не лише згорткової нейромережі MobileNetv1, а й інших. У MobileNetv1 застосовуються просторово глибинні згортки з розміром ядра 3×3 . Маємо таку заміну блоку, як показано на рис. 2.11.

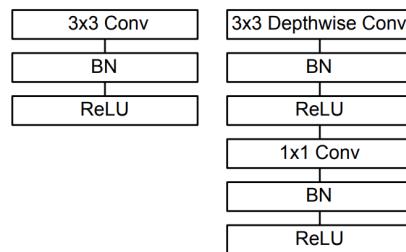


Рисунок 2.11 — Ліворуч звичайний згортковий шар, праворуч згортковий шар у MobileNetv1 [19]

MobileNetv1 має також два гіперпараметра ширини та розмірності. Множник ширини α застосовується, щоб зменшити кожен шар нейромережі, що в свою чергу дає приріст у швидкості. Із множником $\alpha \in (0,1]$ потрібно буде зробити $S_C \cdot S_C \cdot \alpha M \cdot S_I \cdot S_I + \alpha M \cdot \alpha N \cdot S_I \cdot S_I$ операцій. Множник розмірності ρ зменшує вхідну

картинку і відповідно розмірність згорток. Разом із α та $\rho \in (0,1]$ необхідно буде $S_C \cdot S_C \cdot \alpha M \cdot \rho S_I \cdot \rho S_I + \alpha M \cdot \alpha N \cdot \rho S_I \cdot \rho S_I$ операцій.

На рис 2.12 зображено повну архітектуру нейромережі MobileNetv1.

Type / Stride	Filter Shape	Input Size
Conv / s2	$3 \times 3 \times 3 \times 32$	$224 \times 224 \times 3$
Conv dw / s1	$3 \times 3 \times 32$ dw	$112 \times 112 \times 32$
Conv / s1	$1 \times 1 \times 32 \times 64$	$112 \times 112 \times 32$
Conv dw / s2	$3 \times 3 \times 64$ dw	$112 \times 112 \times 64$
Conv / s1	$1 \times 1 \times 64 \times 128$	$56 \times 56 \times 64$
Conv dw / s1	$3 \times 3 \times 128$ dw	$56 \times 56 \times 128$
Conv / s1	$1 \times 1 \times 128 \times 128$	$56 \times 56 \times 128$
Conv dw / s2	$3 \times 3 \times 128$ dw	$56 \times 56 \times 128$
Conv / s1	$1 \times 1 \times 128 \times 256$	$28 \times 28 \times 128$
Conv dw / s1	$3 \times 3 \times 256$ dw	$28 \times 28 \times 256$
Conv / s1	$1 \times 1 \times 256 \times 256$	$28 \times 28 \times 256$
Conv dw / s2	$3 \times 3 \times 256$ dw	$28 \times 28 \times 256$
Conv / s1	$1 \times 1 \times 256 \times 512$	$14 \times 14 \times 256$
$5 \times$ Conv dw / s1	$3 \times 3 \times 512$ dw	$14 \times 14 \times 512$
	$1 \times 1 \times 512 \times 512$	$14 \times 14 \times 512$
Conv dw / s2	$3 \times 3 \times 512$ dw	$14 \times 14 \times 512$
Conv / s1	$1 \times 1 \times 512 \times 1024$	$7 \times 7 \times 512$
Conv dw / s2	$3 \times 3 \times 1024$ dw	$7 \times 7 \times 1024$
Conv / s1	$1 \times 1 \times 1024 \times 1024$	$7 \times 7 \times 1024$
Avg Pool / s1	Pool 7×7	$7 \times 7 \times 1024$
FC / s1	1024×1000	$1 \times 1 \times 1024$
Softmax / s1	Classifier	$1 \times 1 \times 1000$

Рисунок 2.12 — Архітектура нейронної мережі MobileNetv1 [19]

2.4.3.4 Mobilenetv2

Вже у 2018 році з'являється 2-га версія нейромережі MobileNet. У ній автори додали нові зміни в архітектуру, такі як інвертовані залишки (англ. inverted residuals) та лінійні вузькі місця (англ. linear bottlenecks).

Автори зробили дослідження щодо застосування функції ReLU (rectified linear unit) в контексті низьких розмірностей. Вводиться поняття різноманітності інтересів (англ. manifold of interest), яке автори пояснюють як множину шарів активацій. Була висунута гіпотеза про те що, різноманітність інтересів з високою розмірністю можна стиснути у підпростір меншої розмірності зі збереженням інформації.

Розпишемо детальніше кроки, з яких складається новий структурний шар.

- 1) Нехай на вхід першого розширючого блоку подається зображення розмірами $S_I \times S_I \times M$. Головна особливість цього блоку — це новий параметр t , що

називається розширюючим фактором. Найкращими значеннями для нього є [5,10]. Менші значення краще застосовувати для меншої нейромережі, а більші відповідно для більших. Саме тут використовується різноманітність інтересів. Вихід блоку розміром $S_I \cdot S_I \cdot (t \cdot M)$.

- 2) Наступним кроком є глибинна згортка з функцією активації, яка обчислюється за формулою $ReLU6(x) = \min(\max(0,x),6)$. Вхід розміром $S_I \cdot S_I \cdot (t \cdot M)$, а вихід $(S_I/stride) \cdot (S_I/stride) \cdot (t \cdot M)$, де $stride$ — крок згортки.
- 3) Далі застосовується точкова згортка, щоб створити єдиний тензор. На рис. 2.13 наведено використання residual block, де вхід у шар поєднується з передостаннім блоком.

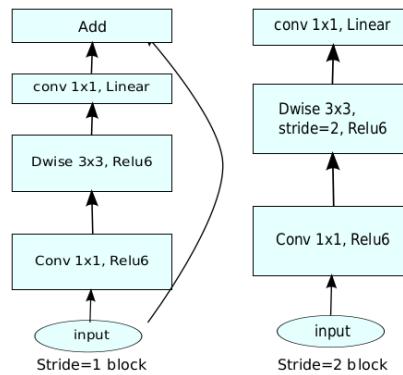


Рисунок 2.13 — Відмінність MobileNetv2 від MobileNetv1: ліворуч структурний блок MobileNetv2, праворуч - MobileNetv1 [20]

Input	Operator	t	c	n	s
$224^2 \times 3$	conv2d	-	32	1	2
$112^2 \times 32$	bottleneck	1	16	1	1
$112^2 \times 16$	bottleneck	6	24	2	2
$56^2 \times 24$	bottleneck	6	32	3	2
$28^2 \times 32$	bottleneck	6	64	4	2
$14^2 \times 64$	bottleneck	6	96	3	1
$14^2 \times 96$	bottleneck	6	160	3	2
$7^2 \times 160$	bottleneck	6	320	1	1
$7^2 \times 320$	conv2d 1x1	-	1280	1	1
$7^2 \times 1280$	avgpool 7x7	-	-	1	-
$1 \times 1 \times 1280$	conv2d 1x1	-	k	-	-

Рисунок 2.14 — Архітектура нейромережі MobileNetv2 [20]

Варто відмітити, що автори вдосконалили нейромережу SSD [21] шляхом заміни звичайних згорткових шарів на розширюючі, які використовуються у MobileNetv2.

Таким чином створили нову нейромережу SSDLite [20].

2.4.3.5 MobileNetv3

На сьогодні останньою є третя версія архітектури сімейства нейронних мереж MobileNet [22]. Тут автори представили вже дві нейронні мережі MobileNetv3-Small та MobileNetv3-Large. Це зроблено для того, щоб використовувати модель на слабких і потужних пристроях. Як запевняють автори, MobileNetV3-Small на 6.6 % точніша за MobileNetv2, а локалізація об'єктів з MobileNetV3-Large на COCO датасеті на 25 % швидша з тією ж точністю. Головний блок нейромережі знову змінився. Розробники взяли до уваги певні особливості нейромережі MnasNet, в якій є блок стиснення та збудження (англ. squeeze and excitation). Мережі з такими блоками називаються Se-Nets.

Мета підходу стиснення та збудження (рис. 2.15) полягає в тому, щоб взяти параметри виходу згортки (x_c розмірами $C \times H \times W$) як вхід блоку стиснення та збудження, потім зробити операцію стиснення (маємо $1 \times 1 \times C$), операцію збудження ($1 \times 1 \times C$) та в кінці масштабувати параметри. Ідея полягає в тому, щоб підвищити чутливість нейромережі до інформативних ознак, і передавати отриману інформацію наступному шару.

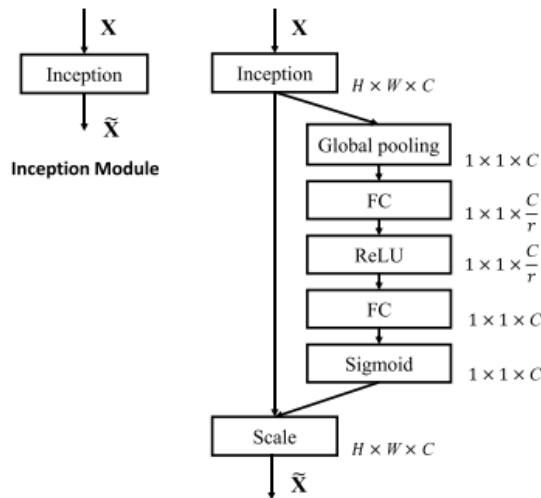


Рисунок 2.15 — Блок стиснення та збудження [23]

Опишемо блок стиснення та збудження.

- 1) Операція стиснення полягає у відокремленні глобальної інформації з кожного каналу вхідного зображення. Данна операція є краща за звичну згортку, оскільки забирає всю інформацію з каналу зображення за один раз. Також, операція стиснення відома під назвою глобального середнього пулінгу (англ. global average pooling), яка означає взяття середнього значення по кожному каналу.

$$z = F_{sq}(u_c) = \frac{\sum_{i=0}^H \sum_{j=0}^W u_c(i,j)}{H \cdot W}.$$

Вихід розміром $1 \times 1 \times C$.

- 2) Операція збудження створює множину ваг для кожного каналу шляхом застосування активацій *Sigmoid* та *ReLU* для двох повнозв'язних лінійних шарів.

$$s = F_e(x(z, W)) = \text{Sigmoid}(FC_2 \text{ReLU}(FC_1 z))$$

Перший лінійний шар FC_1 використовується для зменшення розмірності z з деяким множником r , тому після цього розмір тензора $1 \times 1 \times C/r$, а FC_2 навпаки для збільшення $\text{ReLU}(W_1 \cdot z)$. Знаючи, що значення сигмоїди від 0 до 1, можна масштабувати її вихід та поєднати із входом в блок стиснення і збудження.

$$\tilde{x}_c = F_{scale}(u_c, s_c) = s_c \cdot u_c$$

Автори покращили даний підхід у своїй MobileNetv3, але з використанням різної нелінійності на кожному шарі. Тут мається на увазі заміна лінійних функцій активацій. Було вирішено замість нелінійної функції

$$swish(x) = x \cdot \text{Sigmoid}(x)$$

використати

$$h - swish(x) = x \cdot \frac{ReLU6(x + 3)}{6}.$$

Це пов'язано з тим, що сигмоїда для великих тензорів складна в обчисленні для малопотужних пристройів. Автори помітили, що використання $h - swish(x)$ дає приріст в точності, якщо її використовувати у глибоких шарах нейромережі.

Так само як і у MnasNet [24], автори MobileNetv3 використали платформу NAS (neural architecture structure), яка створена для підбирання глобальних параметрів нейромережі. Тобто NAS рекомендує найкращу знайдену архітектуру, а далі NetAdapt [25] (схожа до NAS) допомагає у підборі параметрів вже всередині одного обчислювального блоку.

Всі вищеописані техніки допомогли створити MobileNetv3-Small та MobileNetv3-Large (рис. 2.16).

Input	Operator	exp size	#out	SE	NL	s	Input	Operator	exp size	#out	SE	NL	s
$224^2 \times 3$	conv2d	-	16	-	HS	2	$224^2 \times 3$	conv2d, 3x3	-	16	-	HS	2
$112^2 \times 16$	bneck, 3x3	16	16	-	RE	1	$112^2 \times 16$	bneck, 3x3	16	16	✓	RE	2
$112^2 \times 16$	bneck, 3x3	64	24	-	RE	2	$56^2 \times 16$	bneck, 3x3	72	24	-	RE	2
$56^2 \times 24$	bneck, 3x3	72	24	-	RE	1	$28^2 \times 24$	bneck, 3x3	88	24	-	RE	1
$56^2 \times 24$	bneck, 5x5	72	40	✓	RE	2	$28^2 \times 24$	bneck, 5x5	96	40	✓	HS	2
$28^2 \times 40$	bneck, 5x5	120	40	✓	RE	1	$14^2 \times 40$	bneck, 5x5	240	40	✓	HS	1
$28^2 \times 40$	bneck, 5x5	120	40	✓	RE	1	$14^2 \times 40$	bneck, 5x5	240	40	✓	HS	1
$28^2 \times 40$	bneck, 3x3	240	80	-	HS	2	$14^2 \times 40$	bneck, 5x5	120	48	✓	HS	1
$14^2 \times 80$	bneck, 3x3	200	80	-	HS	1	$14^2 \times 48$	bneck, 5x5	144	48	✓	HS	1
$14^2 \times 80$	bneck, 3x3	184	80	-	HS	1	$14^2 \times 48$	bneck, 5x5	288	96	✓	HS	2
$14^2 \times 80$	bneck, 3x3	184	80	-	HS	1	$7^2 \times 96$	bneck, 5x5	576	96	✓	HS	1
$14^2 \times 80$	bneck, 3x3	480	112	✓	HS	1	$7^2 \times 96$	bneck, 5x5	576	96	✓	HS	1
$14^2 \times 112$	bneck, 3x3	672	112	✓	HS	1	$7^2 \times 96$	bneck, 5x5	-	576	✓	HS	1
$14^2 \times 112$	bneck, 5x5	672	160	✓	HS	2	$7^2 \times 96$	conv2d, 1x1	-	576	✓	HS	1
$7^2 \times 160$	bneck, 5x5	960	160	✓	HS	1	$7^2 \times 576$	pool, 7x7	-	-	-	-	1
$7^2 \times 160$	bneck, 5x5	960	160	✓	HS	1	$1^2 \times 576$	conv2d 1x1, NBN	-	1024	-	HS	1
$7^2 \times 160$	conv2d, 1x1	-	960	-	HS	1	$1^2 \times 1024$	conv2d 1x1, NBN	-	k	-	-	1
$7^2 \times 960$	pool, 7x7	-	-	-	-	1							
$1^2 \times 960$	conv2d 1x1, NBN	-	1280	-	HS	1							
$1^2 \times 1280$	conv2d 1x1, NBN	-	k	-	-	1							

(a) MobileNetv3-Large

(b) MobileNetv3-Small

Рисунок 2.16 — Дві архітектури нейромережі MobileNetv3 [22]

2.4.3.6 SSD (Single Shot Multibox Detector)

Оскільки для відокремлення ознак в цій роботі застосовується SSD зі структурними елементами MobileNetv3, покажемо, як саме SSD вдається локалізувати об'єкти, та його відмінності від YOLO. Мережа SSD (рис. 2.17), на відміну від

YOLO, пропускає зображення через шари лише один раз. Це пояснюється словами в назві single shot. SSD використовує задачу MultiBox регресії локалізованих областей, тому розпишемо її детальніше.

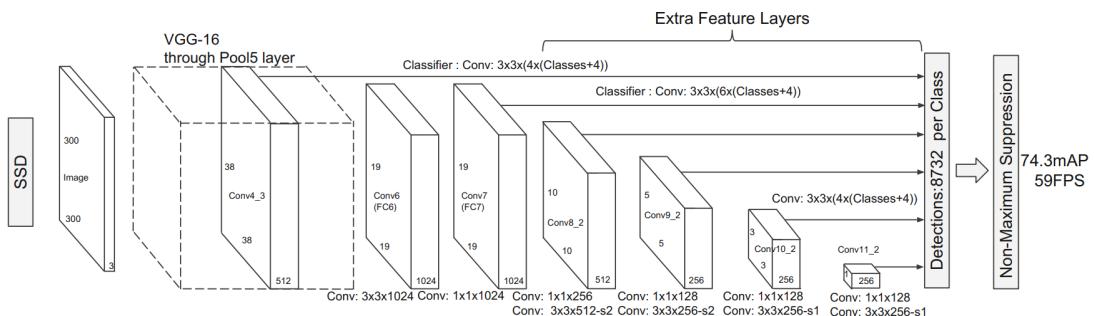


Рисунок 2.17 — Архітектура нейромережі SSD на основі VGG-16 [21]

Головна задача MultiBox — оцінити, як локалізувати об'єкти точно. Для цього використовуються дві штрафні функції. Функція довіри, в основі якої лежить категоріальна перехресна ентропія, та функція локалізації з L_2 нормою, яка показує, наскільки добре справжня область об'єкту співпадає зі спрогнозованою. SSD застосовує фіксовані області для подальшого передбачення зі згортками малого ядра. Чим більше фіксованих областей, тим більша точність локалізації об'єкту, але тим довша обробка фото.

Принцип відокремлення інформативних ознак SSD полягає у розбитті зображення на решітку (рис. 2.18) (аналогічно YOLO). Запускається класифікатор і вирішує, чи брати ту чи іншу клітинку у якості кандидата на локалізацію. Для кожної фіксованої області обчислюється розмір області та рівень довіри для кожної категорії об'єктів.

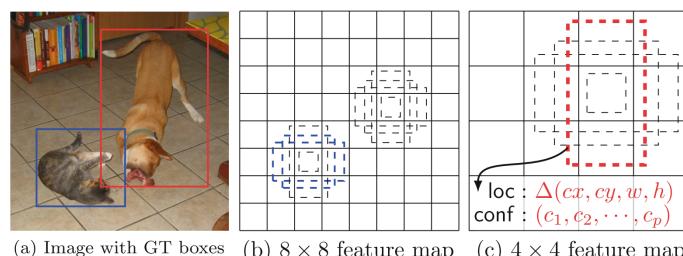


Рисунок 2.18 — Приклад роботи SSD для локалізації об'єктів [21]

2.4.3.7 Faster R-CNN

Говорячи про детекцію і класифікацію об'єктів, не можна обійти увагою інший відомий клас згорткових нейронних мереж, що має назву R-CNN (region-based convolutional neural network).

Перша мережа R-CNN складалась з 3 незалежних етапів. На першому генерується 2000 пропозицій областей за допомогою вибіркового пошуку. Далі ці області проходять стиснення розміру до наперед заданого. Останній етап — це метод опорних векторів із заздалегідь натренованими вагами, який і проводить класифікацію.

R-CNN не була досить потужною, оскільки використовувала вибірковий пошук, який займає чимало часу. Також потрібно зберігати чимало кешованих даних для натренованої мережі.

Багато проблем було вирішено вже з новою Fast R-CNN. Вся архітектура складається з одного модуля, що в рази полегшує навчання. Тут з'являється новий шар ROI Pooling, головна ціль якого — надати вектори ознак фіксованої довжини. Даний шар розбиває кожний запропонований регіон на решітку, в кожній клітинці потім ми знаходимо максимальне значення (операція max pooling). Але в Fast R-CNN досі лишився вибірковий алгоритм.

У Faster R-CNN [26] (рис. 2.20) автори використали RPN (Region Proposal Network) (рис. 2.19) як спосіб генерації областей-кандидатів та Fast R-CNN для виявлення об'єктів в цих областях. Ці два етапи поєднуються в одну мережу за допомогою сумісного використання ознак (feature sharing). RPN приймає на вхід картинку і повертає множину координат прямокутних областей (кандидатів для класифікації) з мірами в них присутності об'єкту. RPN — повнозв'язна згорткова мережа, що означає, що в ній немає лінійних шарів. Саме вона стала заміною вибіркового алгоритму у Fast R-CNN.

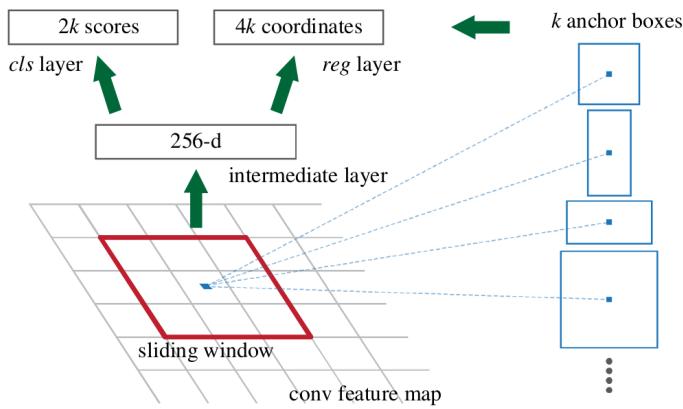


Рисунок 2.19 — Архітектура мережі RPN [26]

RPN використовує принцип ковзкого вікна (sliding window) на згортковій мапі ознак, отриманої після останнього згорткового шару. Кожне таке вікно відображається на вектор меншої розмірності. Для кожного вікна генеруються прямокутні області-кандидати, що називаються опорними регіонами (anchor boxes) з параметрами масштабу та співвідношення сторін. Далі цей вектор подається на вхід двом повнозв'язним шарам локалізації об'єктів (box-regression layer) та класифікації (box-classification layer). Використання опорних регіонів дозволяє детектувати об'єкти практично будь-якого масштабу та пов'язувати ознаки RPN з Fast R-CNN.

Як вже було сказано, за допомогою принципу поширення ознак можна використовувати вихід RPN як вхід в Fast R-CNN. Головна його ідея полягає у використанні одних і тих же згорток у двох мережах, що дозволяє тренувати RPN разом з Fast R-CNN, а не окремо.

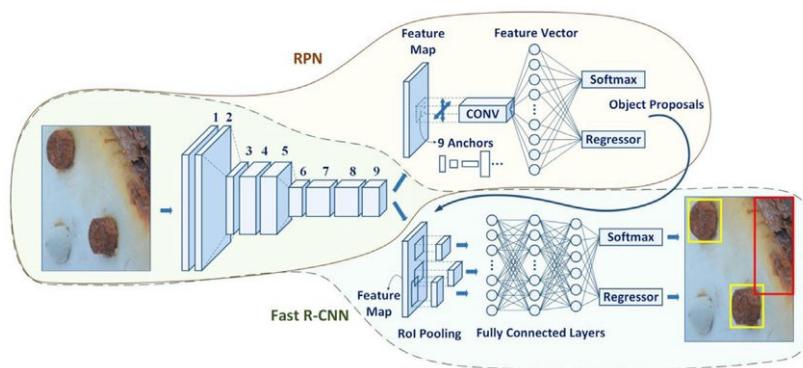


Рисунок 2.20 — Архітектура мережі Faster R-CNN [27]

2.5 Створення панорами

2.5.1 Пошук відповідності між кадрами

Рух камери не є рідкістю для відеозаписів лекцій. Камера може труситись, коли її прикріплено до столу, де студенти пишуть лекцію, або від вібрацій полу, коли викладач ходить по ньому. Камеру може рухати оператор для того, щоб сфокусувати увагу глядачів на певному сегменті дошки. У даному розділі описано оцінку гомографії за допомогою дескриптора ознак SIFT як одного з кроків вирішення вищеписаних проблем.

Оскільки дошка вважається плоскою поверхнею, побудувати відповідність між точками дошки на різних зображеннях можна за допомогою гомографії. Рухи камери під час лекції можуть змінюватися від незначних субпіксельних зсувів до зміщень, в результаті яких видимою стає частина дошки, яка до цього була прихованою. Наша мета — зробити слайди, де камера виглядає статичною, а сегменти дошки поступово стають видимими та поєднуються для утворення панорами.

2.5.1.1 SIFT

У 1999 році англієць Девід Лоу представив алгоритм SIFT (scale-invariant feature transform) [28] (укр. масштабонезалежне перетворення ознак). Даний алгоритм застовується для знаходження ключових точок (локальних ознак) (англ. feature points, keypoints) зображення. Метод досить точно і швидко знаходить дані точки. Головною перевагою алгоритму є інваріантність щодо просторової орієнтації та якості освітлення. Має широке застосування в області комп’ютерного зору як один з кроків для побудови 3D-карт, ректифікації стереопарі та виявлення об’єктів.

Ми можемо також використовувати дескриптори ознак, такі як SURF [29] або ORB [30], щоб знайти ключові точки, але був обраний SIFT, оскільки під час експериментів він надав візуально кращі результати, ніж інші алгоритми.

Коротко розпишемо структуру алгоритму.

- 1) Пошук масштабно-просторових екстремумів. На даному етапі потрібно знайти зони зображення та такі масштаби, які можна повторно знайти при різних перспективах (точок погляду). Тут використовується просторове та масштабно інваріантне ядро оператора Гаусса з операцією згортки до зображення

$$L(x,y,\sigma) = G(x,y,\sigma) * I(x,y),$$

де

$$G(x,y,\sigma) = (1/2\pi\sigma^2) \exp(-(x^2 + y^2)/2\sigma^2).$$

Будується різниця Гауссіан (DoG метод) (рис. 2.21) з константою k

$$D(x,y,\sigma) = (L(x,y,k\sigma) - L(x,y,\sigma)).$$

Тобто початкове зображення поступово піддається згорткам гауссіанів з константою k на кожну епоху. Причому епохи відрізняються між собою значенням $k = 2^{1/s}$, де $s \in \mathbb{N}$ показує на скільки інтервалів розділити кожну епоху. В стеку однієї епохи зберігається $s + 3$ зображень. Коли епоха завершується, створюється нове гауссове зображення з двох найвищих в стеку шляхом взяття кожного 2-го пікселя рядка та колонки.

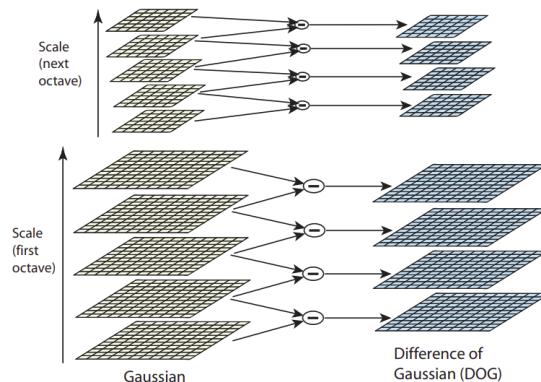


Рисунок 2.21 — Знаходження різниць Гауссіанів 1-ий етап SIFT [28]

Пошук локальних екстремумів. Для знаходження локальних екстремумів (рис. 2.22) зображення різниці гауссіан якоїсь точки беруться 8 сусідів цього ж зображення і 9 зображення різниць зверху та знизу. Точка є екстремумом, якщо її значення більше або менше за значення всіх її сусідів.

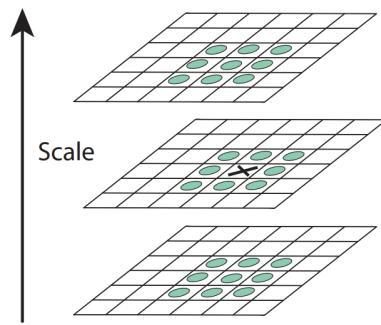


Рисунок 2.22 — Пошук локальних екстремумів: 2-ий етап SIFT [28]

Частота вибірки по масштабу. Тут автор обґруntовує кількість того, скільки разів потрібно робити зміну масштабу зображення. Експерименти показують (рис. 2.23), що на даному етапі метод дає велику кількість кандидатів екстремумів, і що дуже важко обрахувати їх всіх.

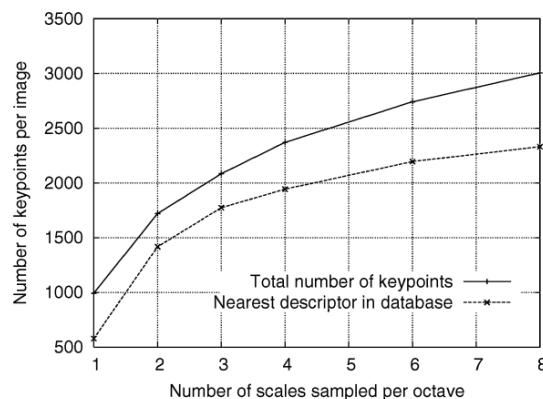


Рисунок 2.23 — Графік залежності кількості змін масштабу на кожну епоху до кількості ключових точок на зображені [28]

Частота вибірки по простору. Пропонується використовувати оптимальне значення $\sigma = 1.6$, при якому маємо найбільший відсоток збігів екстремумів при багаторазовому повторенні експерименту.

2) Точна локалізація ключових точок. Після знаходження точок-кандидатів потрібно відсіяти точки зі слабким контрастом на основі інформації про масштаб та відношення головних викривлень. Для цього застосовується розклад Тейлора масштабно-просторової функції $D(x,y,\sigma)$ в точці $\mathbf{x} = (x,y,\sigma)$.

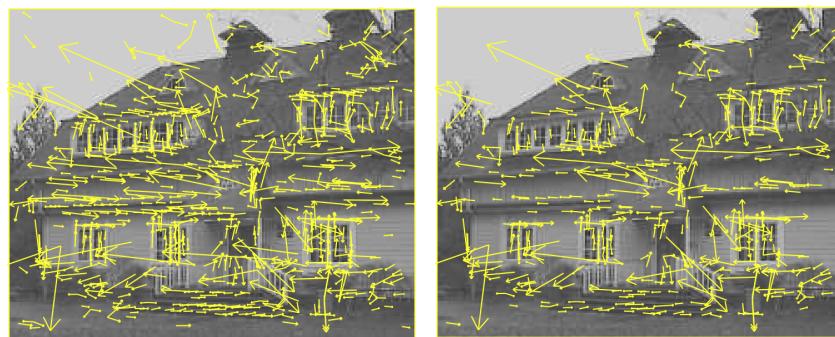
$$D(\mathbf{x}) = D + \frac{\partial D^T}{\partial \mathbf{x}} \mathbf{x} + \frac{1}{2} \mathbf{x}^T \frac{\partial^2 D}{\partial \mathbf{x}^2} \mathbf{x}. \quad (2)$$

Місце де знаходиться екстремум $\hat{\mathbf{x}}$,

$$\hat{\mathbf{x}} = \frac{\partial^2 D^{-1}}{\partial \mathbf{x}^2} \frac{\partial D}{\partial \mathbf{x}}. \quad (3)$$

Підставивши (3) у (2), маємо можливість відсіяти нестабільні екстремуми по модулю значення (рис. 2.24)

$$D(\hat{\mathbf{x}}) = D + \frac{1}{2} \frac{\partial D^T}{\partial \hat{\mathbf{x}}} \hat{\mathbf{x}}.$$



(a) 832 ключових точок

(б) 536 ключових точок

Рисунок 2.24 — Приклад відсіювання екстремумів [28]

Таким чином ми обмежуємо $|D(\hat{\mathbf{x}})| < \alpha$. Якщо кожен піксель в діапазоні $[0,1]$, то і $\alpha \in [0,1]$.

3) Визначення орієнтації градієнтів. Доожної точки визначається декілька орі-

єнтацій градієнтів. Довжина градієнта по сусідам $m(x,y)$ та його орієнтація $\theta(x,y)$:

$$m(x,y) = \sqrt{(L(x+1,y) - L(x-1,y))^2 + (L(x,y+1) - L(x,y-1))^2},$$

$$\theta(x,y) = \tan^{-1}(L(x,y+1) - L(x,y-1))/(L(x+1,y) - L(x-1,y)),$$

де $L(x,y)$ — значення згладженого гауссового зображення з найближчим масштабом.

- 4) Дескриптор точок. Локальні градієнти обчислюються для кожного масштабу навколо кожної ключової точки. На рис. 2.25 наведено створення дескрипторів кожної ключової точки.

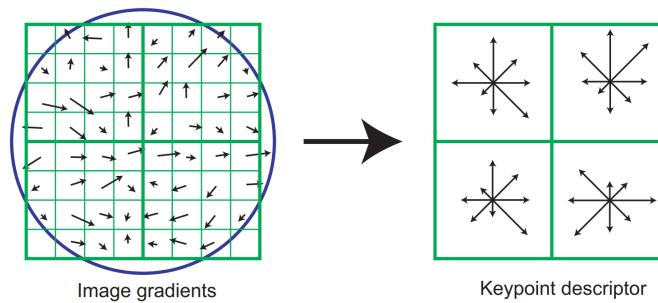


Рисунок 2.25 — Створення дескрипторів точок [28]

2.5.1.2 Знаходження відповідних точок зображень

Дано два кадри F^i та F^{i+s} . Нехай ми маємо набір $\{(p_j^i, p_j^{i+s}) : j = \overline{1,4}\}$ пар координат відповідних точок, де $p_j^i \in R^2 \times \{1\}$ — координата пікселя p на кадрі номер i , $p_j^{i+s} \in R^2 \times \{1\}$ — відповідна їй координата на кадрі з номером $i + s$. Відповідними точками є ті, що є проекціями однієї і тієї ж точки у просторі.

Нехай D^i та D^{i+s} — множини дескрипторів кадрів F^i та F^{i+s} відповідно. Мета — отримати множину $M^{i,i+s}$ усіх знайдених відповідних точок між кадрами F^i і F^{i+s} . Повний перебір (англ. brute force matcher) (алгоритм 2) був використаний для знаходження відповідних точок.

Algorithm 2 Алгоритм Brute Force Matcher

Вхід: множини дескрипторів D^i та D^{i+s} .

Вихід: множина відповідних точок $M^{i,i+s}$.

Ініціалізація: Створюємо множину відповідних дескрипторів $D^{i,i+s}$.

$$\forall i \in D^i$$

$$h_{i,j}^{min} \leftarrow 0$$

$$\forall j \in D^{i+s}$$

$$h_{i,j} \leftarrow distance(i,j)$$

$$\text{Якщо } h_{i,j} \leq h_{i,j}^{min}$$

j є відповідним дескриптором для i , додаємо до $D^{i,i+s}$

З $D^{i,i+s}$ формуємо $M^{i,i+s}$

Тобто для кожного дескриптора першого зображення шукаємо найближчий на другому. Маючи список відповідних дескрипторів можна знайти відповідні точки на обох зображеннях.

Приклад застосування SIFT разом з Brute Force Matcher на дощі з викладачем наведений на рис. 2.26.



Рисунок 2.26 — Кадри F^i (верхній) та F^{i+s} (нижній) із ключовими точками та лініями, які поєднують відповідні точки з відео [13]

2.5.2 Знаходження матриці гомографії за допомогою RANSAC

Матриця гомографії — матриця, що описує зв'язок точок між двома зображеннями плоскої поверхні.

$$H = \begin{bmatrix} h_{11} & h_{12} & h_{13} \\ h_{21} & h_{22} & h_{13} \\ h_{31} & h_{32} & h_{33} \end{bmatrix} \quad (4)$$

$$H^i \cdot p_j^{i+s} = c \cdot p_j^i, \quad \forall i = \overline{1,4} \quad (5)$$

Рівняння (5) можна легко розв'язати відносно невідомої матриці H^i . Цю матрицю можна використати для компенсації руху камери — ми застосовуємо її до координат пікселів кадру номер $i + s$, після чого точки зображення, отриманого в результаті перетворення, мають ті ж координати, що й відповідні їм точки на кадрі під номером i . Якщо отримані координати не цілочисельні, їх можна округлити, що не матиме значного негативного впливу на якість результату.

Знаходження H вимагає знаходження всіх 9 параметрів матриці (4). Візьмемо пару відповідних точок T та T' : $T = ((x_1, y_1, 1), (x_2, y_2, 1), (x_3, y_3, 1), (x_4, y_4, 1))$, $T' = ((x'_1, y'_1, 1), (x'_2, y'_2, 1), (x'_3, y'_3, 1), (x'_4, y'_4, 1))$. Перепишемо (5) у матричній формі для T та T' .

$$\begin{bmatrix} x'_i \lambda \\ y'_i \lambda \\ \lambda \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} h_{11} & h_{12} & h_{13} \\ h_{21} & h_{22} & h_{13} \\ h_{31} & h_{32} & h_{33} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x_i \\ y_i \\ 1 \end{bmatrix}, \quad \forall i, j = \overline{1,4} \quad (6)$$

приходимо до розв'язку системи

$$\underbrace{\begin{bmatrix} x_1 & y_1 & 1 & 0 & 0 & 0 & -x_1x'_1 - y_1x'_1 \\ x_2 & y_2 & 1 & 0 & 0 & 0 & -x_2x'_2 - y_2x'_2 \\ x_3 & y_3 & 1 & 0 & 0 & 0 & -x_3x'_3 - y_3x'_3 \\ x_4 & y_4 & 1 & 0 & 0 & 0 & -x_4x'_4 - y_4x'_4 \\ 0 & 0 & 0 & x_1 & y_1 & 1 & -x_1y'_1 - y_1y'_1 \\ 0 & 0 & 0 & x_2 & y_2 & 1 & -x_2y'_2 - y_2y'_2 \\ 0 & 0 & 0 & x_3 & y_3 & 1 & -x_3y'_3 - y_3y'_3 \\ 0 & 0 & 0 & x_4 & y_4 & 1 & -x_4y'_4 - y_4y'_4 \end{bmatrix}}_{A} \begin{bmatrix} h_{11} \\ h_{12} \\ h_{13} \\ h_{21} \\ h_{22} \\ h_{23} \\ h_{31} \\ h_{32} \end{bmatrix} = h_{33} \begin{bmatrix} x'_1 \\ x'_2 \\ x'_3 \\ x'_4 \\ y'_1 \\ y'_2 \\ y'_3 \\ y'_4 \end{bmatrix}.$$

Варто відмітити, що ми потім позбуваємося h_{33} , щоб H була нормованою, оскільки вона зв'язує точки площин, в яких 3-тя координата одиниця. У A маємо 8 рівнянь, для знаходження параметрів яких потрібно, щоб A була повноранговою. Для отримання H застосовується сингулярний розклад (SVD) матриці $= U\Sigma V^*$. Після розкладу V^* має розмір 9×9 . Параметри H знаходяться в останньому рядку V^* .

$$H = V_{9,:}^*/V_{9,9}^*, \quad H \in R^{1 \times 9} \rightarrow H \in R^{3 \times 3} \quad (7)$$

Для оцінки гомографії використали принцип RANSAC [31] (алгоритм 3). Користувач вводить рівень $\varepsilon > 0$ дозволеної похибки розрахунків — що менше, то краще, проте тим довше буде працювати алгоритм пошуку матриці гомографії

$$E(H) = \sum_{(x,x') \in M^{i,i+s}} \left[\left\| \frac{H \cdot x'}{(H \cdot x')_z} - x \right\| \leq \varepsilon \right] \rightarrow \max_{\substack{H \in \mathbb{R}^{3 \times 3} \\ \det H \neq 0}} . \quad (8)$$

Algorithm 3 Алгоритм знаходження гомографії за принципом RANSAC

Вхід: $M^{i,i+s}$ - множина відповідних точок, ε та n - кількість ітерацій.

Вихід: H^{best} - найкраща матриця гомографії.

$\forall i = \overline{1,n}$

1. Вибираємо випадковим чином 4 пари відповідних точок T та T' з $M^{i,i+s}$.
2. Обчислюємо H по формулі (7)
3. Обчислюємо $E(H)$ по формулі (8)
4. Якщо $E(H) < E(H^{best})$:

$$H^{best} \leftarrow H$$

2.5.2.1 Обробка ключових точок з маскою

Ключові точки (рис. 2.27(а)), що дає нам дескриптор ознак SIFT, ми використовуємо для оцінки гомографії, але також видаляємо ті ключові точки, які потрапляють в область маски рухомих об'єктів. Таким чином, ми зменшуємо ймовірність того, що замість дошки алгоритм “зачепиться” за одяг викладача (рис. 2.26) або інші рухомі об'єкти. На рис. 2.27(б) можна помітити, що існують точки, які насправді не належать рухомим об'єктам кадру F^{i+s} , але були видалені. Це відбулось через те, що такі точки відповідають точкам з кадру F^i , які в свою чергу лежать в межах маски рухомих об'єктів.

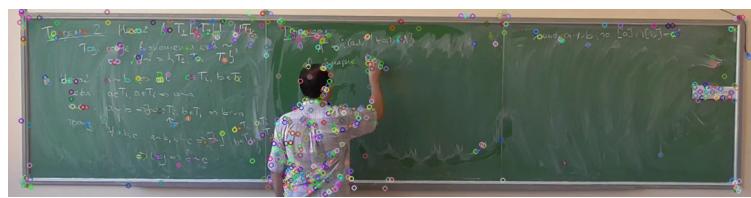
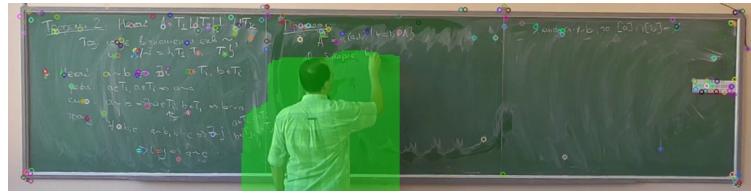
(a) Ключові точки на кадрі F^{i+s} (б) Відповідні ключові точки на кадрі F^{i+s} , що залишились після видалення тих точок, що потрапили в область маски рухомих об'єктів

Рисунок 2.27 — Результат застосування маски для відповідних точок з відео [13]

2.5.3 Створення панорамного знімку

Часто бувають ситуації, коли для запису лекції використовується камера з невисокою роздільною здатністю, через що виникає необхідність рухати камеру, тому написи, які були на дощці, перестають бути видимими для глядачів, які не встигли записати матеріал, що було тільки-но представлено. Рішенням цієї та інших пов'язаних з тримтінням камери проблем є побудова панорами (рис. 2.28), яка створюється шляхом склеювання та накладання кадрів з відео.

Означення 9. Панорамою W^i називатимемо відображення $W^i : P_W^i \rightarrow C$ з множини $P_W^i = \{1, \dots, w^i\} \times \{1, \dots, h^i\}$ пікселів у множину $C \subset \mathbb{R}$ інтенсивностей.

Зауважимо, що у кожної панорами може бути своя ширина $w^i \geq w$ і висота $h^i \geq h$.

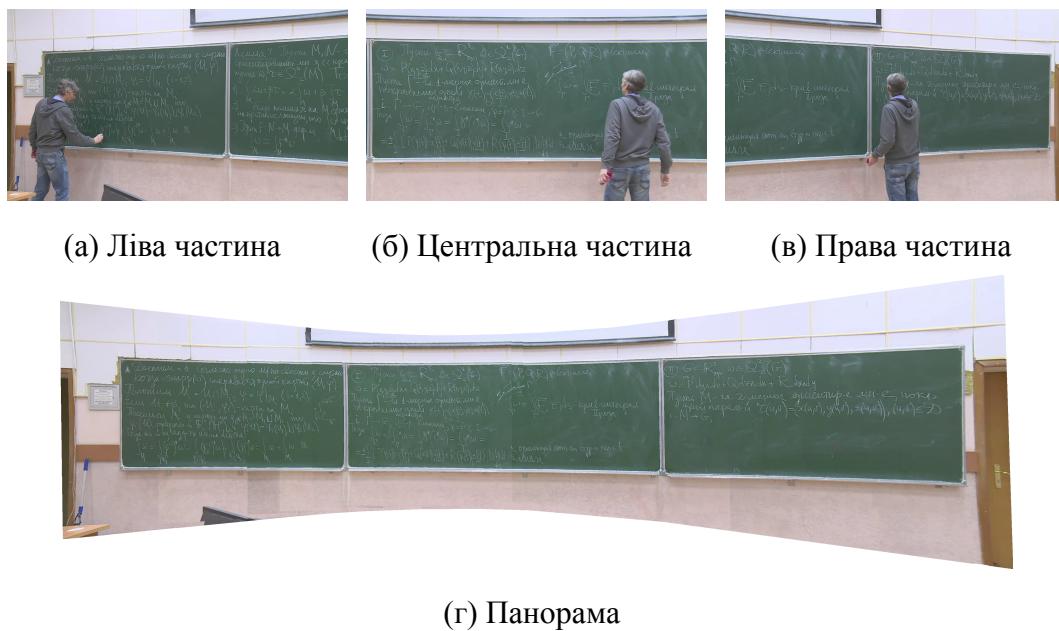


Рисунок 2.28 — Приклад отриманої панорами з автоматичним видаленням викладача з відео [32]

Наведемо алгоритм створення панорамного слайду (алгоритм 4).

Algorithm 4 Створення панорами

Вхід: два кадри F^i та F^{i+s} , поточна панорама W^i ($W^1 = F^1$).

Вихід: панорама W^{i+s} .

Етап отримання відповідних точок.

1. Знаходимо набір M^i пар відповідних пікселів між кадрами F^i і F^{i+s} і будуємо множину $M'^i = \{(p^i, p^{i+s}) \in M^i : B_{p^i}^i = B_{p^{i+s}}^i = 0\}$ тих пар відповідних пікселів, координати яких не належать області рухомих об'єктів.
2. Якщо $|M'^i| < 0.5 \cdot |M^i|$ або $|M'^i| < 4$, завершуємо алгоритм з результатом $W^{i+s} = W^i$.
3. Знаходимо набір M_W^i пар відповідних пікселів між панорамою W^i і кадром F^{i+s} і будуємо множину $M_W'^i = \{(p_W^i, p^{i+s}) \in M_W^i : \exists p^i \in P : (p^i, p^{i+s}) \in M'^i\}$.

Етап обчислення матриці гомографії.

4. На базі множини $M_W'^i$ пар відповідних точок знаходимо матрицю H_W^i гомографії, що співставляє пікселі кадру F^{i+s} та панорами W^i .

Етап обчислення розміру нової панорами.

5. Рахуємо координати $l_1^i = H_W^i \cdot (0, 0, 1)^T$, $l_2^i = H_W^i \cdot (w - 1, 0, 1)^T$,
 $l_3^i = H_W^i \cdot (0, h - 1, 1)^T$, $l_4^i = H_W^i \cdot (h - 1, h - 1, 1)^T$ крайніх точок кадру F^{i+s}
після застосування до них матриці H_W^i .
6. Для визначення множини P_W^i нової панорами W^{i+s} рахуємо величини

$$x_{\min}^i = \min_{j=1,4} \frac{(l_j^i)_x}{(l_j^i)_z}, x_{\max}^i = \max_{j=1,4} \frac{(l_j^i)_x}{(l_j^i)_z}, y_{\min}^i = \min_{j=1,4} \frac{(l_j^i)_y}{(l_j^i)_z}, y_{\max}^i = \max_{j=1,4} \frac{(l_j^i)_y}{(l_j^i)_z}.$$

Позначимо

$$P_W^{i+s} = 1, \dots, \max(w^i, x_{\max}^i - x_{\min}^i) \times 1, \dots, \max(h^i, y_{\max}^i - y_{\min}^i)$$

Етап створення нової панорами.

7. Будуємо панораму W^{i+s} . Для зручності позначимо обернену матрицю
 $H' = (H_W^i)^{-1}$, числа $x'_{\min} = \min(x_{\max}^i, 0)$, $y'_{\min} = \min(y_{\max}^i, 0)$ і відображення

$$f^i : p \rightarrow \left(\left| \frac{(H' \cdot p)_x}{(H' \cdot p)_y} \right|, \left| \frac{(H' \cdot p)_y}{(H' \cdot p)_z} \right| \right),$$

що перетворює координати з панорами до пікселів кадру за допомогою гомографії. Інтенсивність у пікселі p панорами W^{i+s} визначається за формулою

$$W^{i+s}(p) = \begin{cases} F^{i+s}(f(p)), & f(p) \in P, \\ W^i(p + (x'_{\min}, y'_{\min})), & p + (x'_{\min}, y'_{\min}) \in P^i, \\ 0, & p + (x'_{\min}, y'_{\min}) \notin P^i. \end{cases}$$

2.6 Обробка слайдів

2.6.1 Порівняння слайдів

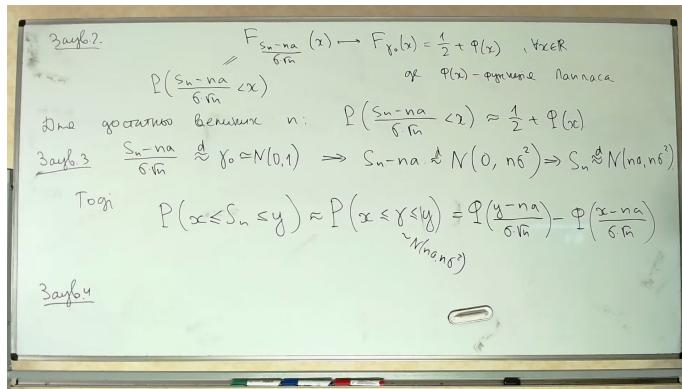
Після видалення викладача та суміщення кадрів ми створюємо слайди у вигляді коротких нотаток лекції. Ми по черзі беремо пари кадрів панорами, які необов'язково є сусідніми — для збільшення чутливості алгоритму створення нових слайдів можна використовувати кадри, різниця між індексами яких є більшою, бо змін на дощі між сусідніми кадрами може не бути.

Ми використовуємо оператор Лапласа [33] для знаходження перепадів яскравості і зменшення рівня шуму. У наших експериментах саме цей оператор надав кращі результати, ніж інші диференціальні оператори

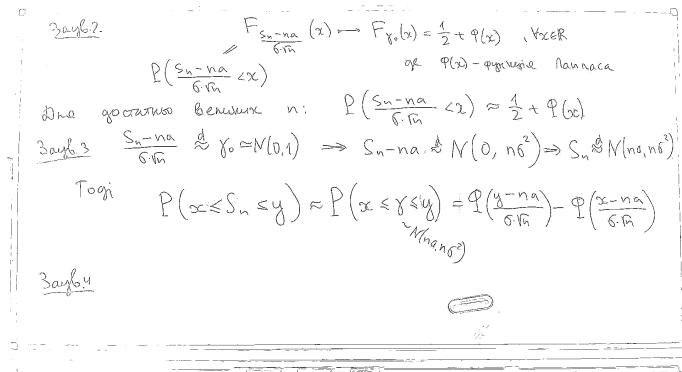
$$L(x,y) = \nabla^2 f(x,y) = \frac{\partial^2 f(x,y)}{\partial x^2} + \frac{\partial^2 f(x,y)}{\partial y^2}.$$

Для одержання маски всіх написів на дощі застосовуємо метод бінаризації Оцу [33]. Це швидкий алгоритм, який на наш погляд дає прийнятну якість бінаризації для створення слайдів (рис. 2.29).

Не кожна панорама є новим слайдом. Коли зміни на дощі невеликі (наприклад, лектор додав формулу), треба лише оновити існуючий слайд. Якщо ж зміни значні (наприклад, лектор стер попередні записи), треба створити новий слайд і працювати з ним. Щоб мінімізувати недоліки маски та отримувати слайди з новою інформацією на дощі, ми виділяємо нові написи за допомогою оператора Лапласа.



(a) Кадр з відео



(б) Бінаризовані написи

Рисунок 2.29 — Приклад послідовного застосування оператору Лапласа та бінаризації Отсу з відео [34]

Означення 10. Слайд — це та панорама W^i , на якій відображені стан дошки напередодні стану з великою кількістю змін.

Ми порівнюємо між собою не кожну панораму, а пропускаємо вказану користувачем кількість q панорам. Оскільки розміри слайду W^i і панорами $W^{i+s \cdot q}$ можуть бути різними, треба враховувати це у процесі їх порівняння. Для цього розраховуємо горизонтальний зсув

$$x'_{\min} = \sum_{j=1}^q \min\left(x_{\min}^{i+s \cdot j}, 0\right)$$

і вертикальний зсув

$$y_{\min}^{'i} = \sum_{j=1}^q \min \left(y_{\min}^{i+s \cdot j}, 0 \right).$$

Користувач вказує кількість змін $t \in [0; 1]$ між слайдом та панорамою, яка є вирішальною для прийняття рішення щодо створення нового слайду. Нехай L^i та $L^{i+s \cdot q}$ — панорами, отримані в результаті обробки оператором Лапласа панорам W^i та $W^{i+s \cdot q}$ відповідно. Якщо виконується нерівність

$$\sum_{(x,y) \in P^i} |L^i(x,y) - L^{i+s \cdot q}(x - x_{\min}^{'i}, y - y_{\min}^{'i})| > t \cdot |P^{i+s \cdot q}|,$$

бінаризовану W^i додаємо до списку слайдів, а в іншому випадку переходимо до перевірки слайду $W^{i+s \cdot q}$.

2.6.2 Темпоральна медіана

Введемо необхідні означення.

Означення 11. Накопичувальна сума масиву [35] X — це масив, кожний елемент якого є сумою всіх попередніх.

Наведемо рекурентну формулу обчислення накопичувальної суми

$$S_1 = a_1, \quad S_n = a_n + S_{n-1}. \tag{9}$$

Означення 12. Медіаною [36] називають елемент, який стоїть посередині впорядкованого масиву. Якщо кількість елементів парна, то медіаною називається середнє значення між двома числами, що стоять посередині масиву.

Означення 13. Темпоральною медіаною у комп'ютерному зорі називають зображення, в кожному пікселі якого знаходиться медіанне значення, що знайдене між

значеннями пікселів у часовому проміжку.

Темпоральну медіану застосовують у комп'ютерному зорі для отримання фона сцени у відео [37]. Тобто всі об'єкти, що рухаються, зникають на медіанному зображенні (рис. 2.30). Розрахунок темпоральної медіани складається з наступних кроків:

- 1) береться набір кадрів деякого часовому проміжку;
- 2) сортуємо по кожному пікселю масиви;
- 3) беремо медіану також по кожному пікселю.

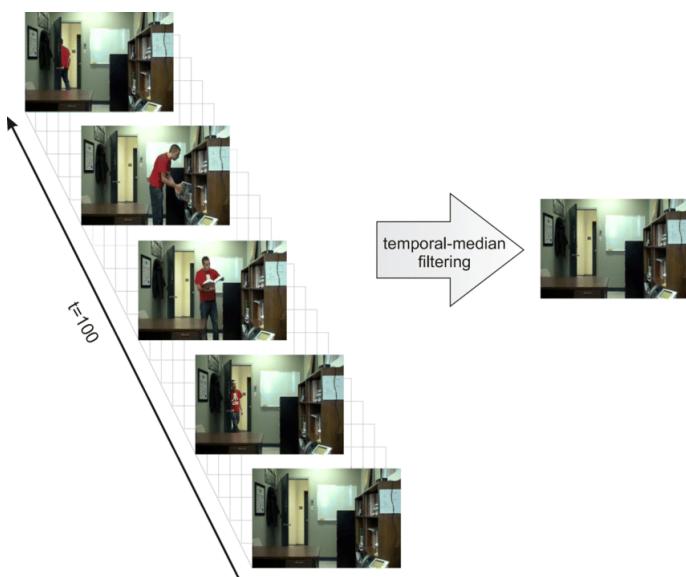


Рисунок 2.30 — Приклад отримання фону без людини шляхом використання темпоральної медіани [37]

Даний метод можна застосовувати як для прибирання швидких рухомих об'єктів, так і для отримання зображення із високою роздільною здатністю (super-resolution).

2.6.3 Швидка медіана для зображень

Розглянемо простий випадок взяття медіани. Нехай у нас є не відсортований масив цілих чисел з множини $\{0, \dots, 255\}$. Для того, щоб знайти в ньому медіану, потрібно відсортувати масив. Для сортування масиву можна використати алгоритм

швидкого сортування (quick sort) [38]. У середньому випадку він працює за $\mathcal{O}(n \log n)$, в найгіршому $\mathcal{O}(n^2)$. Запропонований нижче алгоритм працюватиме за $\mathcal{O}(n)$.

Використаємо гістограму як хеш-таблицю значень від 0 до 255.

Означення 14. Хеш-таблиця — це структура з елементом *ключ*: *значення*, де ключ є унікальним ідентифікатором.

Означення 15. Гістограма зображення I — це масив, в якому елемент під індексом i містить число, що показує скільки разів у зображенні I зустрічається значення i .

Позиція елемента i в гістограмі є значенням піксела, а значення елемента на позиції i — це кількість повторень i на самому зображені I .

Введемо операції

- $A[i]$ — взяття елемента в масиві A під номером i ;
- $A[i : j]$ — взяття підмасиву масиву A , починаючи включно з елементу i до j не включно;
- $a \bmod b$ — взяття остачі від ділення числа a на b ;
- $\lceil a \rceil$ — округлення дійсного числа a до верхньої границі;
- $\lfloor a \rfloor$ — округлення дійсного числа a до нижньої границі;
- $\overline{a, b}$ — множина цілих чисел на відрізку від a до $b - 1$, якщо $a \leq b$, інакше — від $b - 1$ до a .

Наведемо алгоритм 5 знаходження медіани в одновимірному випадку.

Algorithm 5 Знаходження медіан для одновимірного масиву з хеш-таблицею.

Вхід: не відсортований масив A , ℓ — кількість елементів.

Вихід: m — медіанне значення масиву A .

Ініціалізація: H — ціличесельний масив, що заповнено нулями (гістограма) на 256 елементів.

Крок 1: Заповнюємо масив H .

$$\forall a \in A$$

$$H[a] \leftarrow H[a] + 1$$

Крок 2: Сортуємо масив A :

$$i \leftarrow 0$$

$$\forall j \in \overline{0, 256}$$

$$A[i : i + H[j]] \leftarrow j$$

$$i \leftarrow i + H[j]$$

Крок 3: Знаходимо $m = \frac{A[\lfloor \ell/2 \rfloor] + A[\lceil \ell/2 \rceil]}{2}$

2.6.4 Побудова швидкої медіан для зображень

Нехай у нас на вхід подається черга із m картинок. Кожну ітерацію приходить нова картинка. Для простішого пояснення методу швидкої медіан візьмемо одноканальне зображення зображення у відтінках сірого розмірами $h \times w$, де h — висота, w — ширина, але в реальності операції, що наведені нижче виконуються для трьохканального RGB зображення окремо для кожного каналу.

В інформаційній технології перетворення відеозапису з дошки у слайд-шоу [39] [40] алгоритм швидкої медіан застосовується на панорамних знімках з метою знешумлення на підвищення якості написів на дощі.

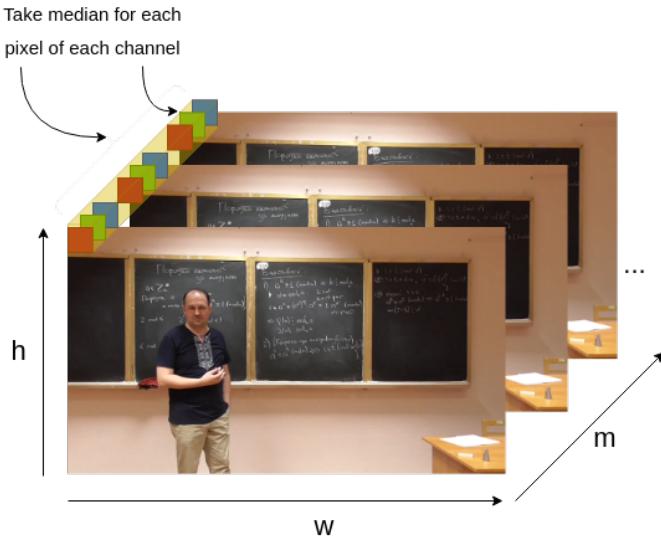


Рисунок 2.31 — Приклад послідовності картинок для формування медіани з відео [41]

Введемо такі масиви:

- F — масив із n зображень із відео або панорамних знімків, розміром $n \times h \times w$;
- S — масив, що містить всі m вхідних зображень розміром $h \times w \times m$;
- M — масив, що є темпоральною медіаною по m зображенням розміром $h \times w$;
- C — масив, що є накопичувальною сумою розміром $h \times w \times 256$. У кожному елементі під індексом i в масиві з 256 елементів зберігається число, що означає кількість разів присутності значення i в кожному масиві з m елементів в масиві S .

Розглянемо алгоритм ініціалізації масивів S, M, C (алгоритм 6).

Algorithm 6 Алгоритм ініціалізації масивів S, M, C

Вхід: m — кількість зображень для обчислення медіан, I — перше зображення з відео.

Вихід: масиви S, M, C .

Крок 1: Створюємо S шляхом конкатенації m разів масиву I . Тоді S має розміри $h \times w \times m$. Тобто зараз у S міститься m копій зображення I .

Крок 2: Створюємо медіанне зображення: $M \leftarrow I$

Крок 3: Створюємо нульовий масив C розмірами $h \times w \times 256$.

Крок 4: Заповнюємо C використовуючи M :

$$\forall i \in \overline{0, h}$$

$$\forall j \in \overline{0, w}$$

$$C[i, j, M[i, j]] \leftarrow m$$

Крок 5: Обраховуємо накопичувальну суму E для кожного масиву з 256 елементів масиву C по формулі (9).

Крок 6: $C \leftarrow E$.

Наведемо алгоритм оновлення C (алгоритм 7) по двом зображенням, одне з яких назовемо інкрементним I_{in} , а інше декрементним I_{de} .

Algorithm 7 Алгоритм оновлення C

Вхід: масив C , інкрементне та декрементне зображення I_{in}, I_{de} .

Вихід: оновлений масив C .

$$\forall i \in \overline{0, h}$$

$$\forall j \in \overline{0, w}$$

$$\forall k \in \overline{I_{in}[i, j], 256}$$

$$C[i, j, k] \leftarrow C[i, j, k] + 1$$

$$\forall k \in \overline{I_{de}[i, j], 256}$$

$$C[i, j, k] \leftarrow C[i, j, k] - 1$$

Також потрібен алгоритм оновлення медіанного зображення (алгоритм 8) M .

Algorithm 8 Алгоритм оновлення M

Вхід: масиви M, S, C , та параметр m .

Вихід: оновлений масив M .

$p \leftarrow \lfloor m/2 \rfloor$ ▷ припускаємо, що медіана знаходиться посередині

$\forall i \in \overline{0, h}$

$\forall j \in \overline{0, w}$

Якщо $C[i, j, M[i, j]] \geq p$:

$\forall k \in \overline{M[i, j] - 1, -1}$

Якщо $C[i, j, k] \leq p$:

$p_{new} \leftarrow C[i, j, k + 1]$

стоп

інакше:

$\forall k \in \overline{M[i, j] + 1, 256}$

Якщо $C[i, j, k] \geq p$:

$p_{new} \leftarrow C[i, j, k - 1]$

стоп

$M[i, j] \leftarrow S[i, j, \lfloor p_{new} \rfloor]$

Використовуючи вищенаведені алгоритми, можна записати сам метод швидкої медіани для потоку зображень (алгоритм 9).

Algorithm 9 Алгоритм швидкої медіани для потоку зображень

Вхід: масив F , та параметр m .

Вихід: список медіан L .

Крок 1: Ініціалізуємо масиви S, M, C по зображеню $F[1]$ по алгоритму 6

Крок 2: $q \leftarrow 0$ ▷ лічильник черги

$\forall i \in \overline{0, n - 1}$

Крок 3: Оновлюємо C по алгоритму 7 з параметрами $C, F[i]$ — інкрементне зображення, $F[i + 1]$ — декрементне зображення.

Крок 4: Оновлюємо M по алгоритму 8 з параметрами C, M, m .

Крок 5: Ставимо на місце q в масиві S зображення $F[i]$

Крок 6: Оновлюємо лічильник $q \leftarrow (q + 1) \bmod m$

Крок 7: Додаємо нову M у L .

Для аналогії наведемо звичайний алгоритм 10 медіани для S .

Algorithm 10 Звичайний алгоритм медіани для S

Вхід: масив S , та параметр m .

Вихід: масив M .

$\forall i \in \overline{0, h}$

$\forall i \in \overline{0, w}$

Сортуємо масив з m елементів і позначимо за e .

$M[i, j] \leftarrow e[\lfloor m/2 \rfloor]$ ▷ записуємо значення медіани

2.6.5 Порівняння складності

Обчислимо складність швидкої медіани m зображень, кожне з яких розміром $h \times w$: $\mathcal{O}(h \cdot w)(\text{ініціалізація } S, M, C) + \mathcal{O}(h \cdot w)(\text{оновлення } C) + \mathcal{O}(h \cdot w)(\text{оновлення } M) = \mathcal{O}(h \cdot w)$. Аналогічно для звичайного випадку із quick sort: $\mathcal{O}(h \cdot w \cdot m^2)$ у найгіршому випадку. Варто відмітити, що таке прискорення досягається тим, що є обмеження на використання значень від 0 до 255.

Висновки до розділу 2

Для створення кінцевого алгоритму перетворення відео з дошки на слайди потрібно вивчити методи локалізації людини або рухливих об'єктів, зробити стабілізацію відео та панорамне склеювання кадрів.

Алгоритм Бойкова-Колмогорова має та може бути застосованим для знаходження рухомих об'єктів. Виявлено, що згорткові мережі сімейств YOLO, MobileNet, SSD та R-CNN підходять для створення інформаційної технології побудови слайдів на мобільних пристроях та можуть бути використані як методи прибирання викладача.

Емпіричним шляхом дійшли висновку, що алгоритм знаходження ключових точок SIFT можна використовувати в задачі знаходження ключових точок на дошці. Також побудований кінцевий алгоритм створення панорамного знімку без викладача (алгоритм 4) був запрограмований та підтверджив точність математичних формул.

Запропоновано використання швидкої медіани для знешумлення панорамних знімків, зі складністю $\mathcal{O}(h \cdot w)$ на відміну від звичайної темпоральної, яка має $\mathcal{O}(h \cdot w \cdot m^2)$.

3 ПРАКТИЧНІ РЕЗУЛЬТАТИ

У третьому розділі наводяться результати застосування алгоритму Бойкова-Колмогорова, згорткових нейронних мереж YOLOv5, MobileNetv3, SSDLite та Faster R-CNN. Демонструється робота швидкої медіани для знешумлення. Наводяться результати роботи інформаційної технології для створення панорамних слайдів без викладача.

Програмне забезпечення було реалізовано на сучасній мові програмування Python 3.10 [42] з використанням програмних бібліотек PyTorch [14] та PyMaxflow [43]. Експерименти проводились на комп’ютері з процесором Intel Core i5-7200U @ 4x 3,1GHz на операційній системі Ubuntu 21.04.

3.1 Результати алгоритму Б-К та згорткових нейромереж

В даній роботі добре проявив себе метод Б-К (рис. 3.1), а саме програмна бібліотека PyMaxflow, що базується на бібліотеці maxflow, автором якої є сам Володимир Колмогоров.

Переваги алгоритму Б-К:

- 1) алгоритм Б-К досить швидко будує мінімальний розріз. В середньому потрібно 0.2 секунди для кадру розміром 330×640 .
- 2) даний метод не потребує ніякої передобробки, тобто не потрібно навчати як нейронну нейромережу.

Недоліки алгоритму Б-К:

- 1) оскільки даний метод локалізує рух на кадрах відео, при русі камери практично все, що в кадрі, стає рухомим об’єктом (рис.3.2). Частково дана проблема вирішена на другому кроці алгоритму створення панорами (алгоритм 4);
- 2) якщо викладач практично не рухається впродовж довгого часу, відповідно не потрапляє на маску рухомих об’єктів, він може потрапити на панорамний слайд.

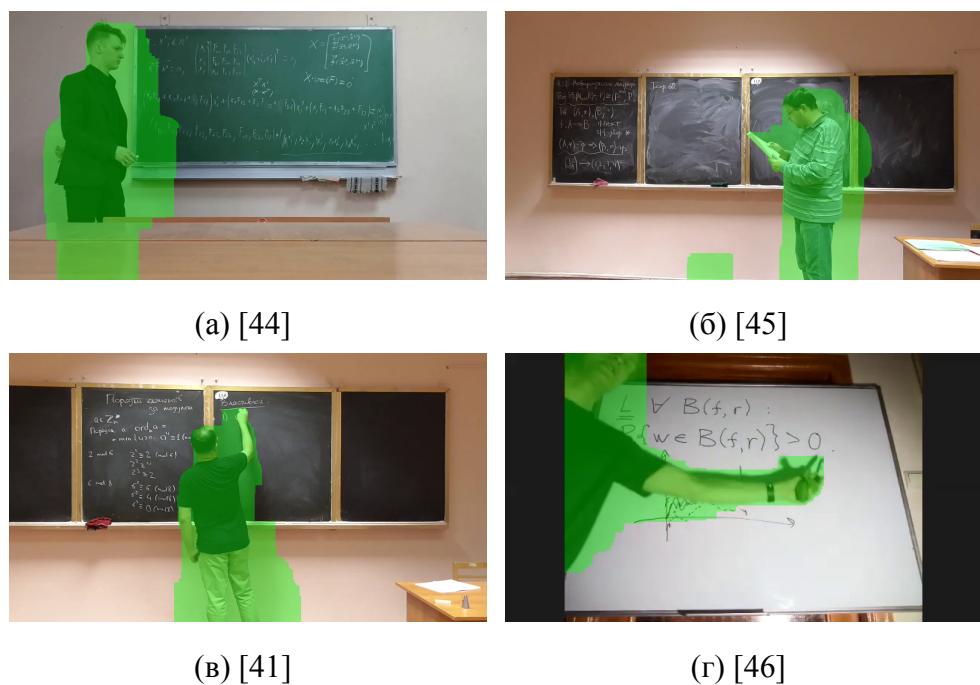


Рисунок 3.1 — Приклад роботи алгоритму Б-К для отримання маски рухомих об'єктів

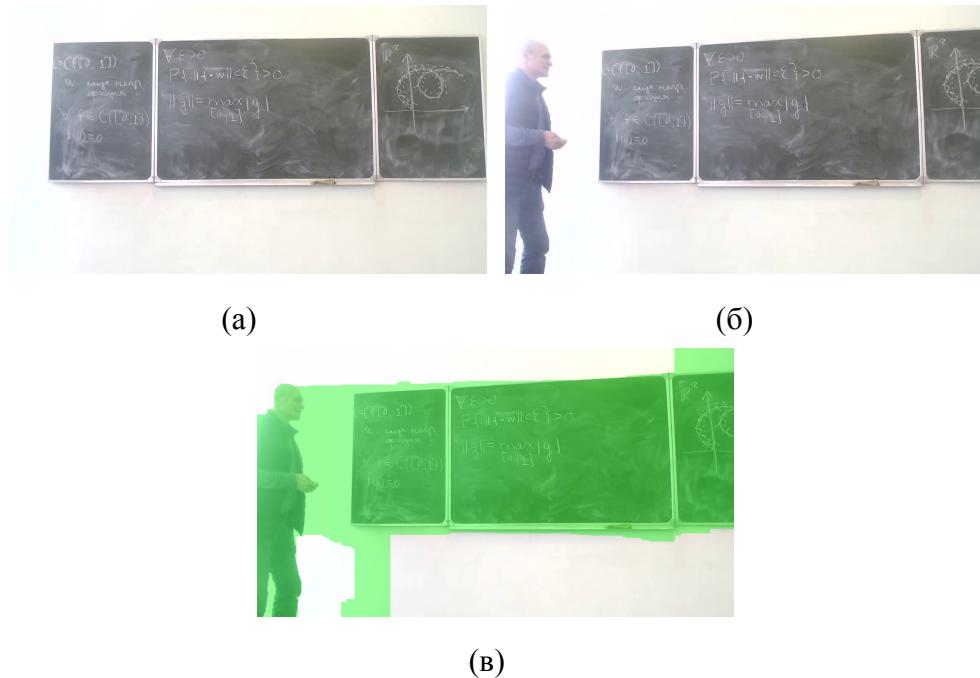


Рисунок 3.2 — Приклад поганої маски рухомих об'єктів з відео [47]

3.2 Результати застосування згорткових нейромереж

Переваги використання згорткових нейромереж:

- 1) згорткові нейромережі для детекції людини, що були використані в даній роботі, є теж досить швидкими, оскільки були створені для мобільних пристройів;
- 2) детекція людини не залежить від руху камери, тому навіть ті кадри, що отримуються під час руху камери, будуть застосовані для створення панорами;
- 3) результати експериментів свідчать про високу точність локалізації викладача.

Недоліки використання згорткових нейромереж:

- 1) якщо викладач має в руці якийсь предмет (листок паперу чи маркер), то дані об'єкти нейромережа не локалізує, відповідно можуть бути дефекти на панорамі;
- 2) розмір програми стає більшим через зберігання ваг.

Значення confidence level $in[0,1]$, що присутнє на прикладах нижче, показує на скільки точно нейромережа впевнена у детекції людини.

SSDLite320 була використана у даній роботі разом із MobileNetv3, яка слугує в якості нейромережі для відокремлення ознак (англ. feature extracting network, backbone). Результати (рис. 3.3) свідчать про непогану точність детекції та швидкість обробки кадру (таб. 3.1).

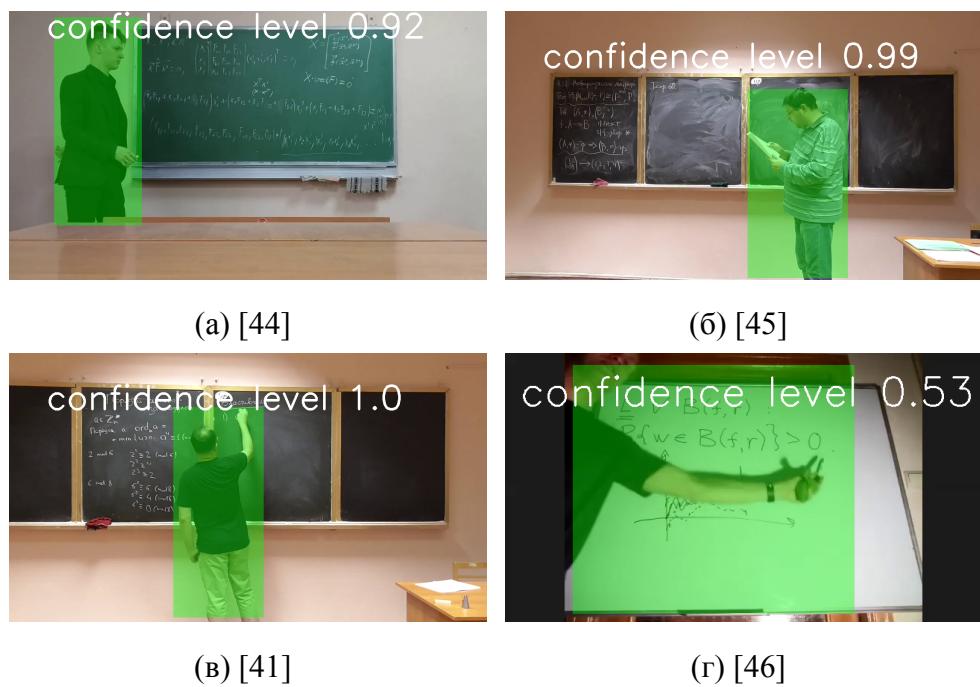


Рисунок 3.3 — Приклад роботи ssdlite320-mobilenet-v3

Так само як і SSDlite320, Faster-RCNN була використана разом з MobileNetv3 в якості backbone нейромережі. На рис. 3.4 ми бачимо найвищі значення confidence level. Однак експерименти показали нестабільність детекції коли викладач частково присутній у кадрі.

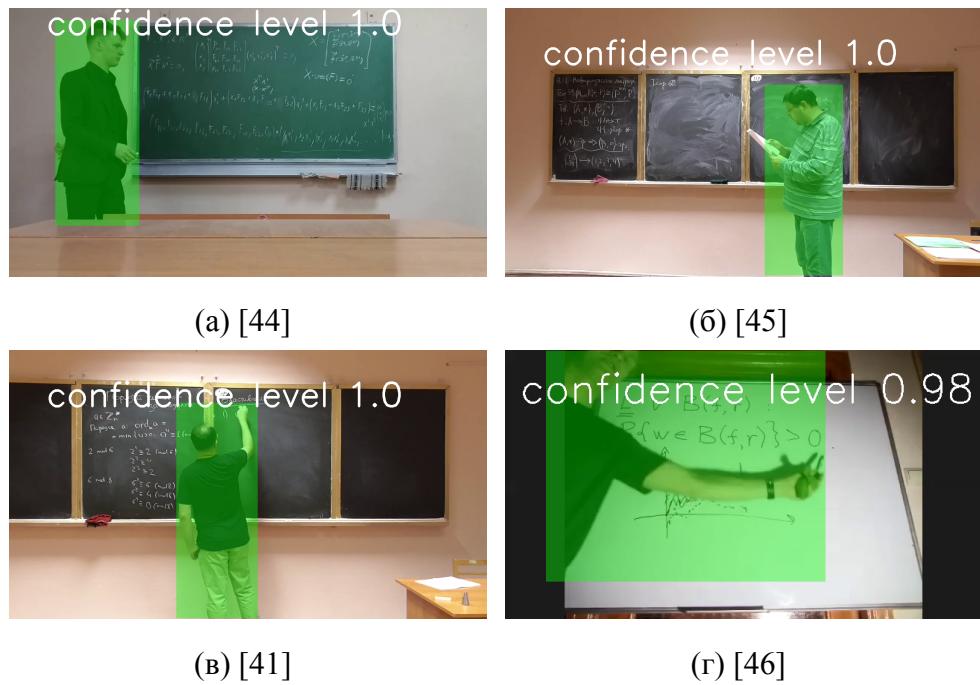


Рисунок 3.4 — Приклад роботи fasterrcnn-mobilenet-v3

Найбільш оптимальним методом для прибирання викладача була обрана нейромережа Yolov5n, оскільки вона дає маску викладача навіть коли він частково присутній в кадрі, тим самим зменшує ймовірність появи дефектів на панорамі. Результати (рис. 3.5) свідчать про високу точність детекції людини.

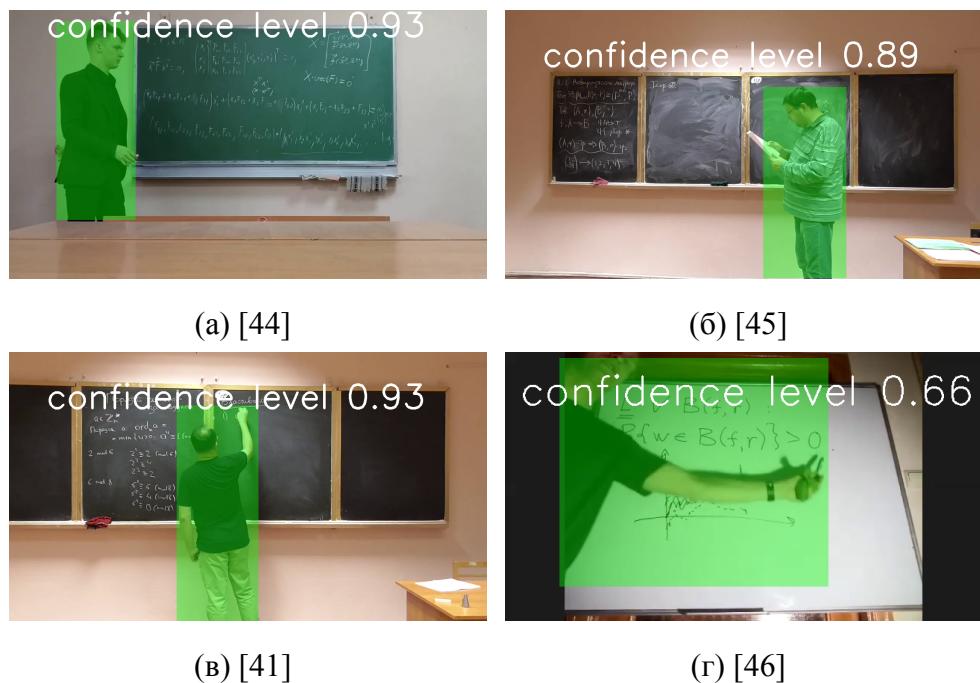


Рисунок 3.5 — Приклад роботи Yolov5n

3.3 Швидкість методів локалізації людини чи рухомих об'єктів

Було протестовано 1000 разів отримання маски різними методами на картинці 720×1280 та отриманий середній час обробки кадру (таб. 3.1). Варто відмітити, що картинка перед входом в шари згорток у згорткових нейромережах зменшується до базового розміру для входу нейромережі. Така ж компресія робиться і для входу в алгоритм Б-К, картинка зменшується удвічі.

Таблиця 3.1 — Таблиця швидкості згорткових нейромереж та алгоритму Б-К

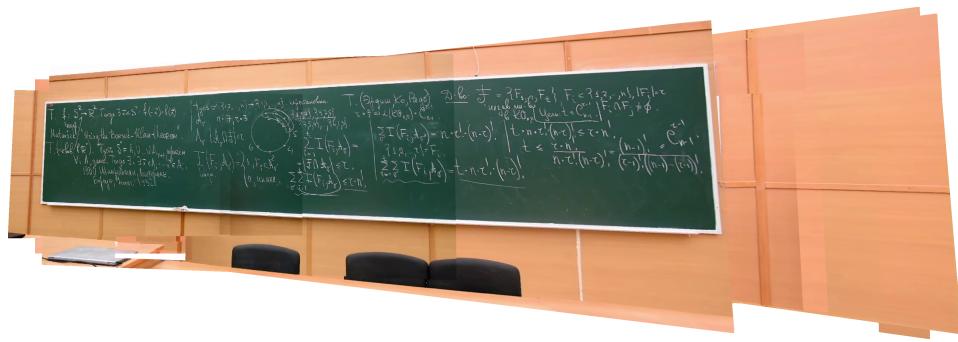
yolov5n	ssdlite320-mobilenet-v3	fastercnn-mobilenet-v3	Boykov-Kolmogorov
0.12	0.06	0.12	0.22

Як бачимо з табл. 3.1, найшвидшим методом є SSDLite320-mobilenet-v3, а найдовшим є алгоритм Бойкова-Колмогорова. Проте емпіричним шляхом було визнано, що кращі результати надає Yolov5n.

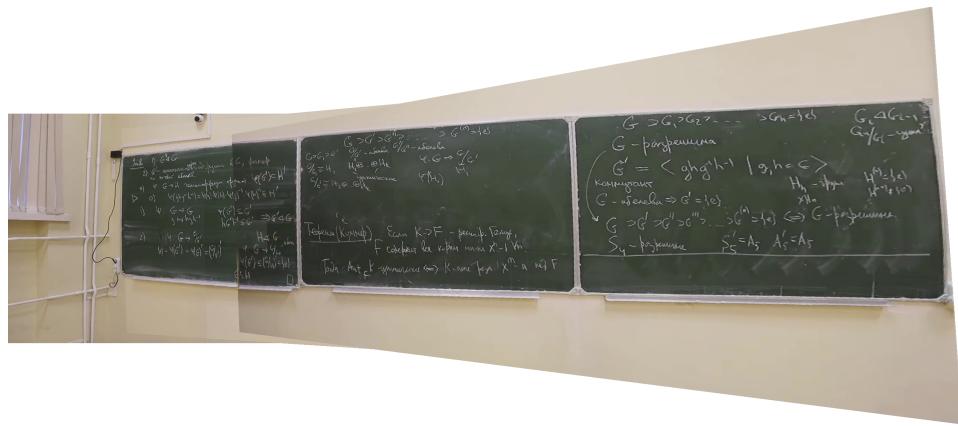
3.4 Результати створення панорами

У створенні панорами існує чимало нюансів, оскільки результат буде сильно залежати від вхідних параметрів, що надасть користувач інформаційної технології. Наприклад у випадку використання алгоритму Бойкова-Колмогорова, як методу що допомагає прибрати викладача з відео потрібно надати значення ваг між ребрами. Якщо використати нейронні мережі, то тут важливо вказати мінімальний рівень confidence level, по якому нейромережа буде детектувати людину чи ні.

Як ми бачимо на прикладах (рис. 3.6(а), 3.6(б)) панорами вийшли досить якісними. Тут видно, що в майбутньому потрібно детектувати дошку, оскільки поза нею залишаються непотрібні об'єкти. До того ж, якщо ці об'єкти не є плоскими як дошка, то матриця гомографії не буде достатньо точною, а це вже вплине на панорамну склейку.



(a) Панорама з відео [48]



(б) Панорама з відео [49]

Рисунок 3.6 — Приклади панорами отриманої без викладача

Як можна побачити на рис. 3.7, швидкість створення панорами сильно залежить від її розміру, тому це і доводить причину детектингу дошки.

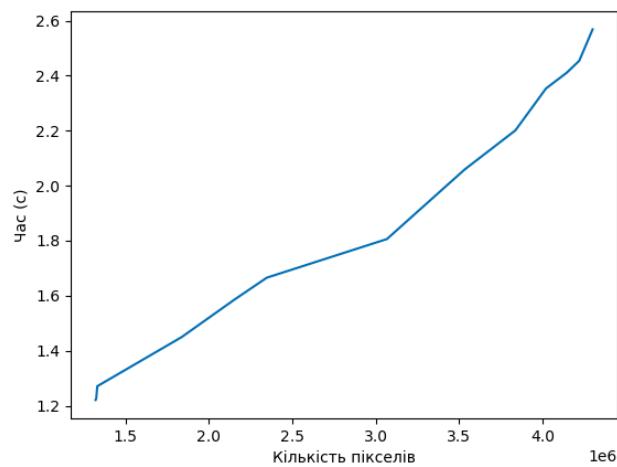


Рисунок 3.7 — Графік залежності швидкості однієї ітерації створення панорами від кількості пікселів на ній для відео [48]

3.5 Результати використання швидкої медіани

На рис. 3.8(б) можна побачити як медіана справляється з шумом та артефактами компресії. Написи стали більш чіткими, а фон дошки більш однорідним. Даний алгоритм доданий до інформаційної технології перетворення відео з дошки у слайди.

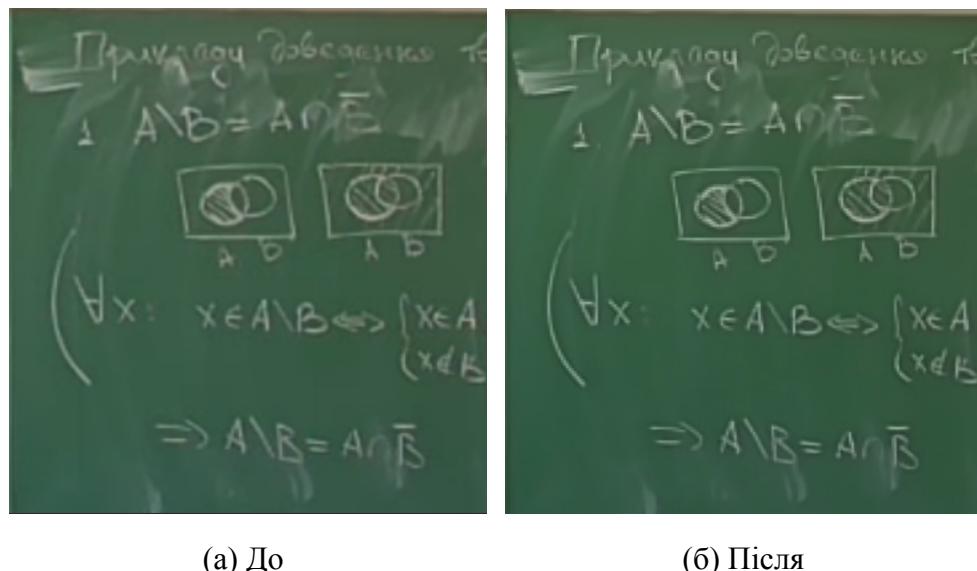


Рисунок 3.8 — Приклад роботи медіани для зображень [13]

3.6 Майбутні покращення

На поточний момент технологія оцифрування відеозапису дошки вже може видавати панорамні слайди за вхідними параметрами користувача. Але існує ряд покращень, які планується внести у майбутньому:

- можливість детектувати дошку, що пришвидшить обробку відео;
- можливість детектувати секції дошки, яка розділена на декілька малих дошок;
- можливість отримати панорамне відео, а не слайди;
- можливість векторизувати написи на дошці;
- використання компільованої мови програмування та обчислення на GPU [50, 51] для прискорення програми.

Висновки до розділу 3

Заміри швидкодії та результати роботи згорткових нейромереж та алгоритму Б-К показують їхню доцільність для прибирання викладача та їх використання на смартфоні. Можна стверджувати, що згорткова нейромережа YOLOv5 є оптимальним способом прибирання викладача з відео. Також варто відмітити, нейромережі працюють гірше для задачі видалення викладача, коли в нього є щось в руках, оскільки вони знаходять лише людину, в той час як Б-К алгоритм — всі рухомі об'єкти.

Інформаційна технологія створення панорамних слайдів дає досить якісні результати, однак, чим більша панорама — тим більше часу на одну ітерацію її створення. Дану проблему можна вирішити детектуванням дошки, тоді панорамний знімок буде менший.

Результати застосування швидкої медіані відповідають припущенняю, висунутому в минулому розділі. Її використання прискорило роботу інформаційної технології.

4 ВИСНОВКИ

В результаті виконання роботи вдалося розробити алгоритм створення панорамних слайдів без викладача.

Жоден із розглянутих аналогів не має всі можливості даної роботи, що і стало однією з причин дослідження даної теми.

Оглянуто теоретичне підґрунтя алгоритму Бойкова-Колмогорова та задачу максимального потоку (мінімального розрізу), яку він вирішує. Виявлено, що даний метод досить добре справляється у задачі видалення рухомих об'єктів. Результати роботи згорткових нейромереж сімейства YOLO, MobileNet, SSD та R-CNN свідчать про високу якість детекції людини та можливість їх використання на смартфонах. За експериментальними результатами YOLOv5n є найбільш оптимальним методом прибирання викладача.

Було реалізовано програмне забезпечення, що приймає на вхід відео з параметрами від користувача та будує панорамні оброблені слайди.

Якість результатів слайдів свідчить про необхідність проведення подальшої роботи та ще покращення алгоритму й інформаційної технології. Наприклад детекція дошки прискорить роботу системи, оскільки розмір панорами зменшиться і потрібно буде менше часу для її обробки. Також в майбутньому стане в нагоді можливість отримання не растрового зображення написів дошки, а векторного. Можливість створення панорамних слайдів із використанням графічного процесора також в рази прискорить роботу системи.

ПЕРЕЛІК ПОСИЛАНЬ

- 1 Shylo, Maksym. Creating Slides from Video Lecture [Text] / Maksym Shylo, Anton Smirnov, Valerii Krygin // *Master's Symposium on Advances in Data Mining, Machine Learning, and Computer Vision, Ukrainian Catholic University.* — 2021. <https://s3.eu-central-1.amazonaws.com/ucu.edu.ua/wp-content/uploads/sites/8/2021/04/Creating-Slides-from-Video-Lecture.pdf>.
- 2 Zhang, Zhengyou. Note-taking with a camera: whiteboard scanning and image enhancement [Text] / Zhengyou Zhang, Li wei He // 2004 IEEE International Conference on Acoustics, Speech, and Signal Processing. — Vol. 3. — 2004. — Pp. iii–533.
- 3 He, Li-Wei. Real-Time Whiteboard Capture and Processing Using a Video Camera for Remote Collaboration [Text] / Li-Wei He, Zhengyou Zhang // *IEEE Transactions on Multimedia.* — 2007. — Vol. 9, no. 1. — Pp. 198–206.
- 4 Wienecke, M. Towards automatic video-based whiteboard reading [Electronic entry]. — 2003.
- 5 Suh, Bongsoo. Whiteboard Disclosure using Background Subtraction and Object Tracking [Electronic entry]. — 2012.
- 6 Yeh, Fu Hao. Robust Handwriting Extraction and Lecture Video Summarization [Electronic entry]. — 2014.
- 7 Davila, Kenny. Whiteboard Video Summarization via Spatio-Temporal Conflict Minimization [Text] / Kenny Davila, Richard Zanibbi // 2017 14th IAPR International Conference on Document Analysis and Recognition (ICDAR). — Vol. 01. — 2017. — Pp. 355–362.
- 8 FCN-LectureNet: Extractive Summarization of Whiteboard and Chalkboard Lecture Videos [Text] / Kenny Davila, Fei Xu, Srirangaraj Setlur, Venu Govindaraju // *IEEE Access.* — 2021. — Vol. 9. — Pp. 104469–104484.

- 9 Ford, L. R. Maximal Flow Through a Network [Text] / L. R. Ford, D. R. Fulkerson // *Canadian Journal of Mathematics*. — 1956. — Vol. 8. — P. 399–404.
- 10 Edmonds, Jack. Theoretical Improvements in Algorithmic Efficiency for Network Flow Problems [Text] / Jack Edmonds, Richard M. Karp // *J. ACM*. — 1972. — apr. — Vol. 19, no. 2. — P. 248–264. <https://doi.org/10.1145/321694.321699>.
- 11 Boykov, Y. An experimental comparison of min-cut/max-flow algorithms for energy minimization in vision [Text] / Y. Boykov, V. Kolmogorov // *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*. — 2004. — Vol. 26, no. 9. — Pp. 1124–1137.
- 12 Павлюк, А. Д. Відстеження періодичного руху об'єктів зі статичної камери на прикладі відеоігор [Текст] / А. Д. Павлюк, В. М. Кригін, В. М. Ткач // *Teoretichni i prikladni problemy fiziki, matematyky ta informatyki*. — 2021. — Т. 2, № 9. — С. 135–137. <https://drive.google.com/file/d/1V9zQB2Jvgcaw3o7eEkzMmviLRrhrHbpD/view>.
- 13 ММЗІ, Кафедра. Дискретна математика, лекція 05-2: відношення еквівалентності (продовження); замикання відношень [Електронний ресурс]. — 2016. — Sep. — Режим доступу: <https://youtu.be/a7TUp4p-pIk>.
- 14 Paszke, Adam. PyTorch: An Imperative Style, High-Performance Deep Learning Library [Electronic entry]. — 2019. — Access mode: <http://papers.neurips.cc/paper/9015-pytorch-an-imperative-style-high-performance-deep-learning-library.pdf>.
- 15 Bendersky, Eli. Depthwise separable convolutions for machine learning [Electronic entry]. — 2018. — Apr. — Access mode: <https://eli.thegreenplace.net/2018/depthwise-separable-convolutions-for-machine-learning/>.

- 16 Redmon, Joseph. You Only Look Once: Unified, Real-Time Object Detection [Electronic entry]. — 2015. — Access mode: <https://arxiv.org/abs/1506.02640>.
- 17 Jocher, Glenn. ultralytics/yolov5: v6.1 - TensorRT, TensorFlow Edge TPU and OpenVINO Export and Inference [Electronic entry]. — 2022. — feb. <https://doi.org/10.5281/zenodo.6222936>.
- 18 Lin, Tsung-Yi. Microsoft COCO: Common Objects in Context [Electronic entry]. — 2014. <http://arxiv.org/abs/1405.0312>.
- 19 MobileNets: Efficient Convolutional Neural Networks for Mobile Vision Applications [Text] / Andrew G. Howard, Menglong Zhu, Bo Chen et al. // *CoRR*. — 2017. — Vol. abs/1704.04861. <http://arxiv.org/abs/1704.04861>.
- 20 Inverted Residuals and Linear Bottlenecks: Mobile Networks for Classification, Detection and Segmentation [Text] / Mark Sandler, Andrew G. Howard, Menglong Zhu et al. // *CoRR*. — 2018. — Vol. abs/1801.04381. <http://arxiv.org/abs/1801.04381>.
- 21 SSD: Single Shot MultiBox Detector [Text] / Wei Liu, Dragomir Anguelov, Dumitru Erhan, Szegedy // *Lecture Notes in Computer Science*. — 2016. — P. 21–37. http://dx.doi.org/10.1007/978-3-319-46448-0_2.
- 22 Searching for MobileNetV3 [Text] / Andrew Howard, Mark Sandler, Grace Chu et al. // *CoRR*. — 2019. — Vol. abs/1905.02244. <http://arxiv.org/abs/1905.02244>.
- 23 Arora, Aman. Squeeze and Excitation Networks Explained with PyTorch Implementation [Electronic entry]. — 2020. — Jul. — Access mode: <https://amaarora.github.io/2020/07/24/SeNet.html>.
- 24 MnasNet: Platform-Aware Neural Architecture Search for Mobile [Text] / Mingxing Tan, Bo Chen, Ruoming Pang et al. // *CoRR*. — 2018. — Vol. abs/1807.11626. <http://arxiv.org/abs/1807.11626>.

- 25 NetAdapt: Platform-Aware Neural Network Adaptation for Mobile Applications [Text] / Tien-Ju Yang, Andrew G. Howard, Bo Chen et al. // *CoRR*. — 2018. — Vol. abs/1804.03230. <http://arxiv.org/abs/1804.03230>.
- 26 Ren, Shaoqing. Faster R-CNN: Towards Real-Time Object Detection with Region Proposal Networks [Electronic entry]. — 2015. — Access mode: <https://arxiv.org/abs/1506.01497>.
- 27 KHAZRI, Achraf. Faster RCNN Object detection [Text] / Achraf KHAZRI // *Towards Data Science*. — 2019. — Apr. <https://towardsdatascience.com/faster-rcnn-object-detection-f865e5ed7fc4>.
- 28 Lowe, David. Distinctive Image Features from Scale-Invariant Keypoints [Text] / David Lowe // *International Journal of Computer Vision*. — 2004. — 11. — Vol. 60. — Pp. 91–110.
- 29 Speeded-Up Robust Features (SURF) [Text] / Herbert Bay, Andreas Ess, Tinne Tuytelaars, Luc Van Gool // *Computer Vision and Image Understanding*. — 2008. — Vol. 110, no. 3. — Pp. 346–359. — Similarity Matching in Computer Vision and Multimedia. <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S1077314207001555>.
- 30 ORB: An efficient alternative to SIFT or SURF [Text] / Ethan Rublee, Vincent Rabaud, Kurt Konolige, Gary R. Bradski; Ed. by Dimitris N. Metaxas, Long Quan, Alberto Sanfeliu, Luc Van Gool. — IEEE Computer Society, 2011. — Pp. 2564–2571.
- 31 Fischler, Martin A. Random sample consensus: a paradigm for model fitting with applications to image analysis and automated cartography [Text] / Martin A. Fischler, Robert C. Bolles // *Commun. ACM*. — 1981. — Vol. 24. — Pp. 381–395.
- 32 ФПМИ, Лекторий. Кратные интегралы и теория поля / 2 курс 1 семестр [Электронный ресурс]. — 2021. — Dec. — Режим доступа: https://youtu.be/_pt7x37urx4.

- 33 scikit-image: image processing in Python [Text] / Stefan Van der Walt, Johannes L Schönberger, Juan Nunez-Iglesias, Boulogne // *PeerJ*. — 2014. — Vol. 2. — P. e453. <https://doi.org/10.7717/peerj.453>.
- 34 Боднарчук, Семен. Л21. Центральна гранична теорема [Електронний ресурс]. — 2022. — Jun. https://youtu.be/wSjCy_QMJSg.
- 35 Viola Paul; Jones, Michael. Robust Real-time Object Detection [Text] / Michael Viola, Paul; Jones. — International Journal of Computer Vision, 2002. — Pp. 4–5. <http://www.hpl.hp.com/techreports/Compaq-DEC/CRL-2001-1.pdf>.
- 36 Stroock, Daniel W. Probability theory [Text] / Daniel W Stroock. — 2 edition. — Cambridge, England: Cambridge University Press, 2010. — Dec. — P. 43.
- 37 Low-bandwidth 3D visual telepresence system [Text] / Diana-Margarita Cordova-Esparza, Juan Terven, Hugo Jiménez-Hernández et al. // *Multimedia Tools and Applications*. — 2019. — 08. — Vol. 78.
- 38 Algorithms In C: Fundamentals, Data Structures, Sorting, Searching, Parts 1-4, 3/E [Text]. — Pearson Education, 1998. <https://books.google.com.ua/books?id=ylAETlep0CwC>.
- 39 Shylo M. Smirnov A., Krygin V. Creating Slides from Video Lecture [Text] / Krygin V. Shylo M., Smirnov A. // *Masters Symposium on Advances in Data Mining, Machine Learning, and Computer Vision*. — 2021. — Feb. <https://s3.eu-central-1.amazonaws.com/ucu.edu.ua/wp-content/uploads/sites/8/2021/04/Creating-Slides-from-Video-Lecture.pdf>.
- 40 Кригін, В. М. Спосіб перетворення відеозапису з дошки у слайд-шоу [Електронний ресурс]. — 2021. — feb. — Режим доступу: <https://sis.ukrpatent.org/uk/search/detail/1613477/>.

- 41 ММЗІ, Кафедра. Основи теорії чисел, лекція 13-1: порядок лишку за модулем [Електронний ресурс]. — 2019. — Jun. — Режим доступу: https://youtu.be/_8gSo2YkfAU.
- 42 Van Rossum, Guido. Python 3 Reference Manual [Text] / Guido Van Rossum, Fred L. Drake. — Scotts Valley, CA: CreateSpace, 2009. <https://www.python.org>.
- 43 pmneila. pmneila/PyMaxflow: Python library for creating flow networks and computing the maxflow/mincut (aka graph-cuts for Python) [Electronic entry]. <https://github.com/pmneila/PyMaxflow>.
- 44 3mn PTI, FI-81. Krygin Geometry 2020 - Lecture 4: Part 1 [Electronic entry]. — 2020. — Mar. — Access mode: <https://youtu.be/A0S33OSngG4>.
- 45 ММЗІ, Кафедра. Алгебра та геометрія, лекція 22-5: алгебраїчні властивості множини матриць [Електронний ресурс]. — 2019. — Dec. — Режим доступу: <https://youtu.be/MNgsOb2OM30>.
- 46 of Stochastic Processes, Theory. A.A.Dorogovtsev. Properties of Wiener process, Part 3 [Electronic entry]. — 2022. — Feb. — Access mode: <https://youtu.be/AYvxZCfPZV8>.
- 47 of Stochastic Processes, Theory. Лекция 5/1. Спецкурс весна 2020, Дороговцев Андрей Анатольевич [Электронный ресурс]. — 2020. — Mar. — Режим доступа: https://youtu.be/_aGdtc23o1o.
- 48 МФТИ, Дистанционные занятия. Комбинаторика, Райгородский А. М., 28.04.2022г. [Electronic entry]. — 2022. — Jun. <https://youtu.be/s4Zr7zUEjfw>.
- 49 МФТИ, Дистанционные занятия. Приложения алгебраических структур, Ильинский Д. Г., 21.04.2022г [Electronic entry]. — 2022. — Jun. <https://youtu.be/UfjV9KNr9jE>.

- 50 Cook, Shane. CUDA Programming: A Developer's Guide to Parallel Computing with GPUs [Text] / Shane Cook. — 1st edition. — San Francisco, CA, USA: Morgan Kaufmann Publishers Inc., 2012.
- 51 Khronos OpenCL Working Group. The OpenCL Specification, Version 1.1 [Electronic entry]. — 2011. — Access mode: <https://www.khronos.org/registry/cl/specs/opencl-1.1.pdf>.