

Назарій Куспись, Володимир Карашецький*

¹ НЛТУ України, Львів, Україна, ORCID: 0009-0008-4965-8301,
23kuspys.n@nltu.lviv.ua

² НЛТУ України, Львів, Україна. ORCID: 0009-0008-1460-2674,
karashetskyu@nltu.edu.ua

Усунення розмиття рухомого зображення об'єкта засобами нейронної мережі для Android

Анотація. Розроблено мобільний застосунок для ефективного усування розмиття руху із зображення. Ця робота пропонує декілька ідей для оптимізації існуючих рішень через архітектурні зміни та оптимізації графів. Більше того, було введено адаптовану версію Soft Attention всередині пропускних з'єднань і досягнуто підвищення PSNR на 0.22 (дБ) для обраного базового рівня. В результаті, отримано оптимізовану модель для мобільних застосунків у режимі реального часу без значного зниження точності, отримавши 31.36 (дБ) PSNR на GoPro (для розмивання зображень) з 24 FPS на мобільному застосунку.

Ключові слова – нейронна мережа, оптимізація, архітектура, Transformer, Python, Kotlin, Pytorch.

Розмиття руху є частою проблемою в обробці зображень і відео виробництві, коли камера або об'єкт рухаються під час експозиції. Це призводить до розмитого зображення, яке може приховувати важливі деталі, ускладнюючи аналіз або розпізнавання об'єктів. Це може значно знизити якість зображення і ускладнити його корисність для різноманітних застосувань. Різнноманітні стратегії відновлення зображення можуть бути використані для вирішення проблеми розмиття руху.

Однак у цій роботі основна увага буде приділена підходам Deep Neural Network (DNN) для цієї задачі. Одна з переваг DNN порівняно з класичними алгоритмами комп'ютерного зору полягає в тому, що вони можуть абстрактно обробляти складні патерни розмиття руху. Типові методи зазвичай передбачають, що розмиття руху підпорядковується певній математичній формулі, яка може не бути дійсною для всіх випадків – особливо якщо її потрібно змінити для конкретного виробничого застосування.

Мета роботи полягає в розробці ефективного програмного забезпечення на Android для усунення розмиття руху із зображення.

Запропонована схема портування нейронної мережі на мобільний пристрій базується на практиках портування машинних моделей [1], [2], та складається з наступних етапів Рис.1:

- перетворити натреновану модель Pytorch у формат .onnx;
- квантизувати граф моделі до типу даних QInt8;
- розгорнути квантизовану модель.onnx (або.ort) на цільовому мобільному пристрої;
- вибрати виконавчий провайдер для пристрою [3].

На даний момент, у випадку, якщо модель успішно перетворена на .onnx, ми не очікуємо жодних проблем з подальшим виконанням на мобільному процесорі. Onnx Runtime наразі підтримує лише один бекенд для GPU – NNAPI, і він перебуває на експериментальній стадії розробки.

Застосувати всі оптимізації графа, враховуючи оптимізації на основі апаратного забезпечення, виконавши модель з Onnx Runtime один раз і зберегти оптимізовану версію на вказаному пристрої.

Розгорнути оптимізовану версію моделі на цільовому пристрої для попередньо обраного виконавчого провайдера.

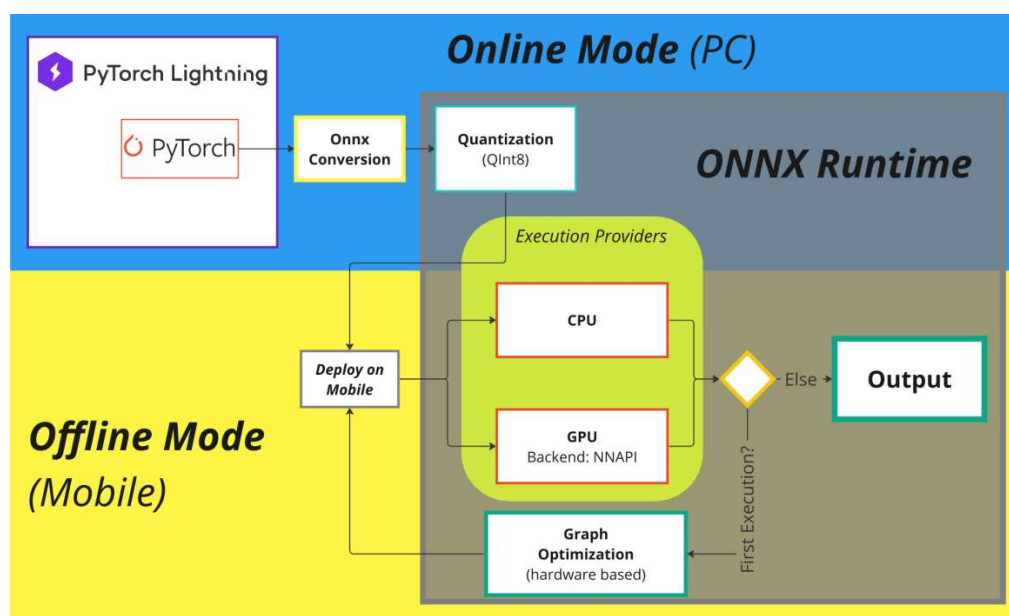


Рисунок 1. Схема портування нейронної мережі

Запропоновану схему архітектури мережі можна побачити Рис.2.

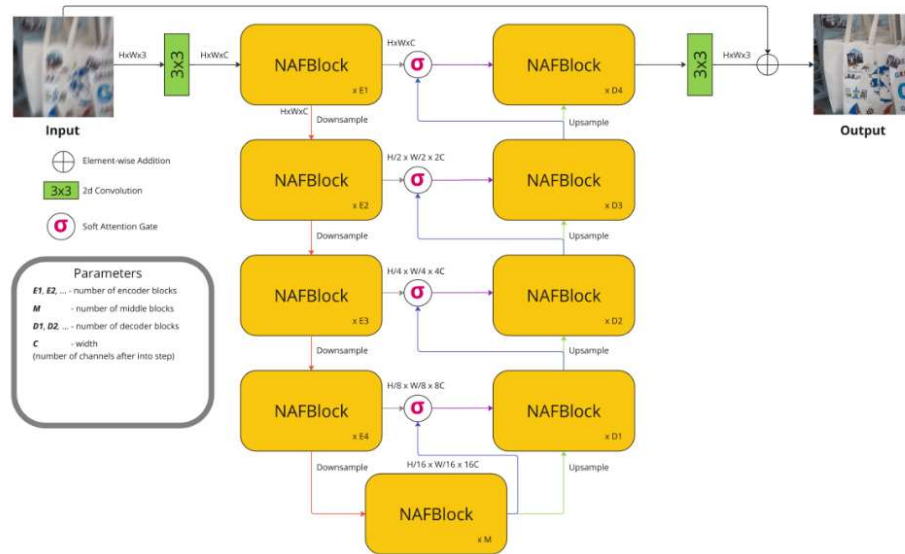


Рисунок 2. Схема архітектури мережі

Деградоване розмите зображення $I \in H \times W \times 3$ (H , W – відповідно висота і ширина зображення) спочатку пропускається через 3×3 згортку для отримання вбудованої карти активації $\in H \times W \times C$ (C – кількість каналів), яка потім передається до серії блоків кодувальника та середніх (бутильних) блоків. Після цього ознаки передаються до серії блоків декодувальника, слідуючи стратегії у формі U з модифікованими воротами Soft Attention Gate (SAG) всередині кожного пропускового з'єднання Рис.3. Ворота SAG використовуються для передачі найбільш репрезентативних просторових ознак. Після фази декодувальника використовується згортка 3×3 для повернення до простору зображень, отримуючи $B^{\wedge}$ (оцінений фактор розмиття). $B^{\wedge}$ додається до вхідного зображення I для оцінки відновленого зображення $I^{\wedge} = B^{\wedge} + I$.

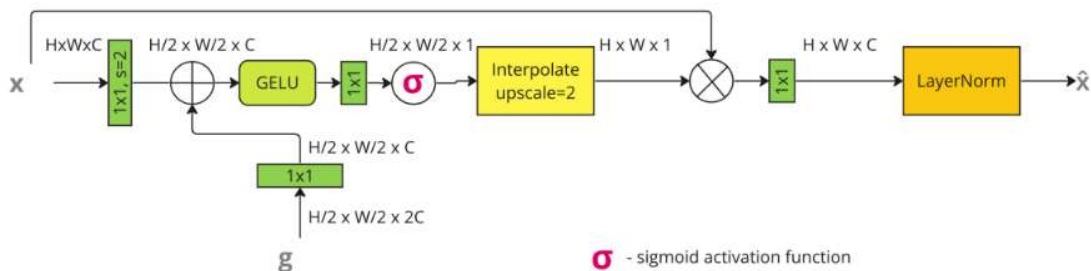


Рисунок 3. Модифіковані ворота Soft Attention Gate

Висновок. В результаті виконання комплексного курсового проекту було розроблено застосунок на Android для усунення розмиття рухомого зображення об'єкта засобами нейронної мережі. Після всіх експериментів ми отримали оптимізовану модель для мобільних застосунків, яка досягає високої точності без значного зниження продуктивності. Наша модель з PSNR 31.36 дБ та 24 FPS на мобільному застосунку досягла наших цілей.

Список використаних літературних джерел

- [1] AI at the Edge: Solving Real-World Problems with Embedded Machine Learning / Daniel Situnayake, Jenny Plunkett. 2023. O'Reilly Media. ISBN: 9781098120207
- [2] TinyML: Machine Learning with TensorFlow Lite on Arduino and Ultra-Low-Power Microcontrollers / Pete Warden, Daniel Situnayake. 2019. O'Reilly Media. ISBN: 9781492051992.
- [3] Programming Android with Kotlin: Achieving Structured Concurrency with Coroutines / Laurence Pierre-Olivier. 2021. O'Reilly Media. ISBN: 9781492063001.

Development of a mobile application for efficient motion deblurring for single image

Nazarii Kuspys, Volodymyr Karashetsky

The mobile application architecture for efficient motion deblurring for single image. This work proposes several ideas to overcome this issue and optimize existing solutions via architectural changes and graph optimizations. Moreover, we introduced an adapted version of Soft Attention inside skip connections and achieved a PSNR raise of 0.22 (dB) for the selected baseline. Finally, we derived the optimized model for mobile real-time applications without a significant drop in accuracy, e.g., obtaining 31.36 dB PSNR on GoPro (for image deburring) with 24 FPS on the mobile application.