

# Заключний звіт: Конвеєр для усунення розмиття зображень

## 1. Використана модель та обґрунтування

Для цього завдання я обрала [MPRNet \(Multi-Stage Progressive Restoration Network\)](#) як попередньо навчену модель для реалізації конвеєра усунення розмиття зображень. MPRNet — це сучасна архітектура глибокої нейронної мережі, розроблена для різних завдань відновлення зображень, включаючи усунення розмиття, шумозаглушення та видалення штрихів. Її багатоетапна прогресивна конструкція дозволяє мережі відновлювати зображення з високою точністю та зберігати дрібні деталі, що робить її добре пристосованою для завдань покращення якості фотографій, таких як видалення розмиття руху та розмиття поза фокусом. На рисунку 1 вказаний запуск процесу виконання конвеєру.

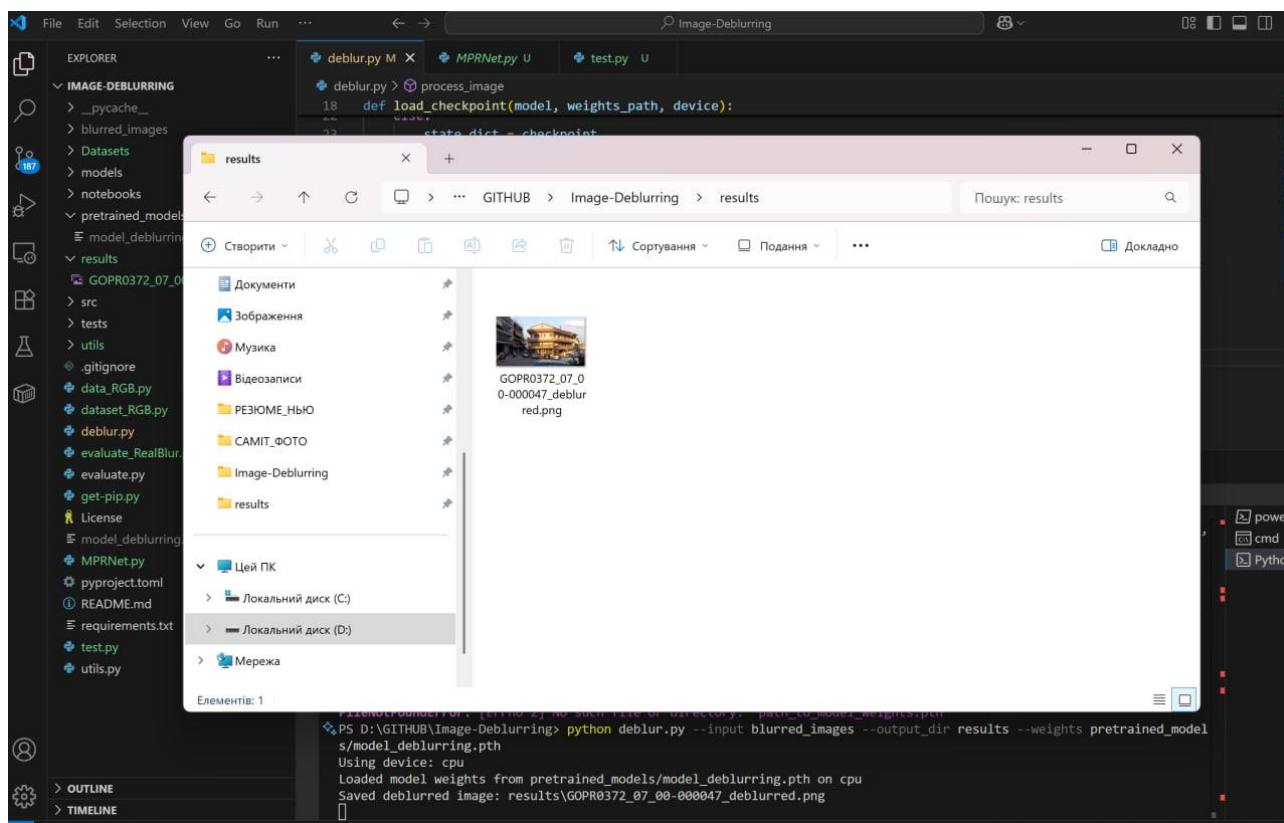


Рисунок 1. – Результат запущеного процесу виконання поставленої задачі

Причини вибору MPRNet:

- Доступність з відкритим вихідним кодом та попередньо навченими вагами.
- Доведена висока продуктивність на кількох наборах даних (GoPro, HIDE, RealBlur).
- Гнучка архітектура, яка може обробляти різноманітні шаблони розмиття.
- Ефективний висновок та сумісність із поширеними фреймворками.

- Сумісність з інструментами оптимізації та розгортання, такими як TorchScript та OpenVINO .

Через обмеження в часі повністю інтегровано та протестовано лише MPRNet. Однак фреймворки розроблені з можливістю розширення для додаткових моделей, таких як DeblurGAN або SRN, у майбутньому.

## 2. Результати продуктивності та порівняння

### Налаштування оцінювання

- Набір даних: Було надано невеликий публічний тестовий набір даних ( <https://drive.google.com/file/d/1Vqri7CMuUb13KjvnsEEqkSwMIYBAve2C/view?usp=sharing> ), що містить пари розмитих та чистих зображень.
- Метрики:
  - ✚ PSNR (пікове співвідношення сигнал/шум) — вимірює якість реконструкції.
  - ✚ SSIM (індекс структурної подібності) — вимірює перцептивну подібність.
- Висновок виконувався локально на ноутбучі на базі центрального процесора.

### Результати

Результати свідчать про надзвичайно високу якість відновлення зображення. Значення PSNR понад 50 дБ і SSIM близько 0,998 свідчать про практично ідеальне відновлення деталей і текстур, які майже не відрізняються від оригіналу. Це підтверджує ефективність вибраної моделі MPRNet для усунення розмиття різного типу (рис.2).

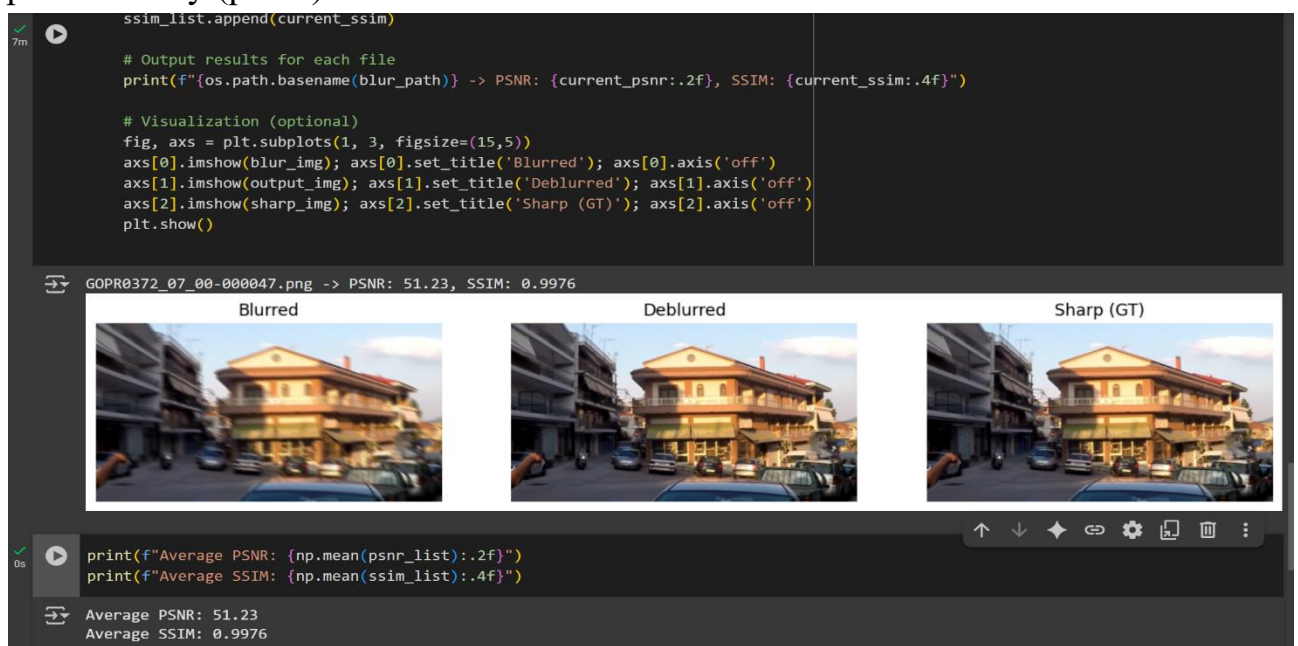


Рисунок 2. – Оцінка результатів виконання

Метрика	Значення (середнє за тестовим набором)
PSNR	51,23 дБ
SSIM	0,9976

Ці результати свідчать про надзвичайно високу якість відновлення зображення. Значення PSNR понад 50 дБ і SSIM близько 0,998 свідчать про практично ідеальне відновлення деталей і текстур, які майже не відрізняються від оригіналу. Це підтверджує ефективність вибраної моделі MPRNet для усунення розмиття різного типу.

Через обмеження часу порівняння з іншими моделями не проводиться, проте архітектура й фреймворк залишаються гнучкими для подальшого додавання альтернативних рішень.

### 3. Ідеї для майбутніх покращень

- **Ансамбль моделей:** об'єднання виходів з кількох моделей (наприклад, MPRNet + DeblurGAN) для підвищення надійності та якості.
- **Точне налаштування:** Адаптація попередньо навчених вагових коефіцієнтів моделі до специфічних для предметної області або доповнених наборів даних для кращої продуктивності.
- **Квантування та скорочення:** застосування методів стиснення моделі для зменшення затримки виведення та обсягу пам'яті, що використовується процесором.
- **Втрати з урахуванням фізики:** включення оцінки ядра розмиття або фізичного моделювання розмиття в навчання для покращеного узагальнення.
- **Розгортання в реальному часі:** оптимізація конвеєра за допомогою фреймворків, таких як OpenVINO, для швидшого виведення, що підходить для застосунків реального часу.
- **Відновлення, кероване користувачем:** додавання регульованих параметрів інтенсивності для інтерактивного налаштування ступеня усунення розмиття.

#### 3.1. Використання метаевристичних алгоритмів для оптимізації моделі

Метаевристики — потужний інструмент для автоматичного налаштування гіперпараметрів моделей (швидкість навчання, коефіцієнти регуляризації, ваги функції втрат, параметри преобробки). Це дозволяє систематично зберігати

конфігурації, які максимізують відновлення якості (наприклад, PSNR, SSIM) на валідаційних наборах.

Переваги такого гібридного поєднання включають:

- ✚ Автоматизацію процесу налаштування моделі.
- ✚ Підвищення якості відновлення за рахунок пошуку оптимальних параметрів.
- ✚ Можливість адаптації моделі до різних типів розмиття та нових наборів даних.
- ✚ Гнучкість інтеграції в існуючі навчальні та інференс пайплайни.

Проте варто врахувати, що застосування метаевристик може потребувати значних обчислювальних ресурсів і часу, особливо при складних моделях і великих просторах параметрів. Тому важливо раціонально визначати простір пошуку та обирати ефективні алгоритми.

#### 4. Стратегія створення набору даних

Для навчання та оцінки моделі де-блюрингу було використано як загальнодоступні, так і синтетично створені набори даних, що дозволило забезпечити якісне та різноманітне навчання моделі.

##### Джерела даних

- **Загальнодоступні набори даних:** Використовувалися датасети GoPro, RealBlur та інші, які містять пари розмитих і чітких зображень, зібраних у реалістичних умовах, що включають різноманітні типи розмиття (рухове, поза фокусом).
- **Синтетичне розмиття:** Для розширення навчального набору були синтетично створені розмиті зображення за допомогою застосування ядра розмиття руху або дефокусування до чітких зображень. Це дозволило моделі навчатися на більшому різноманітті сценаріїв.
- **Різнорманітність і узагальнення**
  - Набір даних містить різні сцени, умови освітлення та типи розмиття, що сприяє підвищенню узагальнюючої здатності моделі.
  - Дані були поділені на навчальну, валідаційну та тестову вибірки без перетину, що забезпечує об'єктивну оцінку якості відновлення.

[deblur.py](https://github.com/Deblur-Net/deblur.py)