

УДК 004.932

Панчишин П.С. - аспірант, Паламар М.І. - д.т.н., професор.

*Тернопільський національний технічний університет імені Івана Пулюя*

## **ОПТИМІЗАЦІЯ РОЗПІЗНАВАННЯ ОБ'ЄКТІВ НА ЗОБРАЖЕННЯХ З НИЗЬКОЮ РОЗДІЛЬНОЮ ЗДАТНІСТЮ**

Panchyshyn P., Palamar M.

*Ternopil Ivan Puluj National Technical University*

### **OPTIMIZING OBJECT RECOGNITION IN LOW RESOLUTION IMAGES**

Розпізнавання об'єктів є фундаментальною задачею комп'ютерного зору з широким спектром застосувань, включаючи системи відеоспостереження, автономне водіння, медичну діагностику та аналіз супутникових знімків. Однак ефективність багатьох сучасних алгоритмів значно знижується при обробці зображень з низькою роздільною здатністю (Low Resolution, LR), що є типовим для багатьох реальних сценаріїв. Обмежена кількість деталей та інформації в LR-зображеннях створює значні виклики для точної локалізації та класифікації об'єктів. Тому розробка та оптимізація методів, здатних ефективно працювати в таких умовах, є надзвичайно актуальною науково-технічною проблемою.

У роботі досліджується вплив низької просторової роздільної здатності зображень на ефективність автоматизованого розпізнавання об'єктів. Аналізуються сучасні методи покращення якості зображень, зокрема алгоритми Super-Resolution (SR), та їх вплив на підвищення точності класифікації. Представлено результати порівняння традиційного підходу (BICUBIC- це один з методів інтерполяції, який використовується при масштабуванні (збільшенні або зменшенні) зображень) з обробкою зображень за допомогою глибоких нейронних мереж (SRCNN, SRGAN, ESRGAN) перед розпізнаванням.

Для прикладу порівнюємо два методи покращення зображення BICUBIC-інтерполяції зображення та використання нейромережі ESRGAN.

Як працює BICUBIC:

Метод використовує кубічні поліноми, щоби оцінити значення нового пікселя на основі 16 сусідніх. Тобто, для пікселя, який потрібно вставити при масштабуванні, аналізуються  $4 \times 4$  пікселі навколо нього.

$$I(x, y) = \sum_{i=-1}^2 \sum_{j=-1}^2 w(i, j) \cdot I(x + i, y + j)$$

де:

$I(x, y)$  — інтенсивність нового пікселя,

$w(i, j)$  — коефіцієнти згортки (бікубічна функція ваг),

$(x+i, y+j)$  — координати сусідніх пікселів.

Загальна структура моделі ESRGAN

$$I_{SR} = G_{\theta}(I_{LR})$$

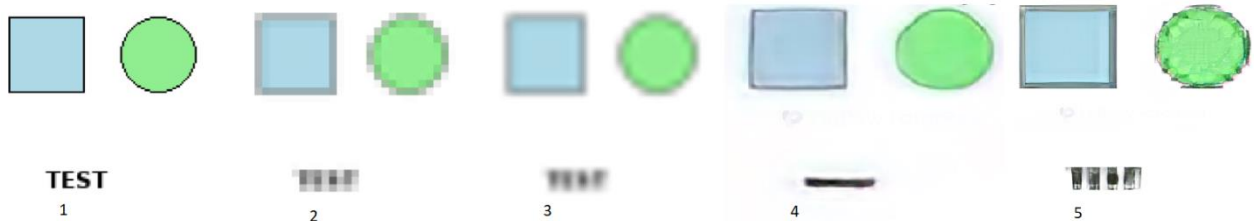
де:  $I_{LR}$  — вхідне зображення низької якості

$I_{SR}$  — вихідне зображення високої якості

$G_\theta$  — генератор з параметрами  $\theta$ .

Запропоновано багатокроковий алгоритм:

1. **Зменшення зображення** — імітується ситуація низької роздільності (наприклад,  $32 \times 32$  пікселі).
2. **Покращення зображення** — використовується нейромережева модель super-resolution (ESRGAN), яка відновлює інформацію та метод BICUBIC.
3. **Нормалізація** — зображення масштабуються до фіксованого розміру та проходять стандартну підготовку.
4. **Класифікація об'єкта** — за допомогою згорткової нейронної мережі (наприклад, ResNet) здійснюється розпізнавання класу об'єкта.



1. оригінальне тестове зображення ( $128 \times 128$  пікселів)
2. знижена роздільна здатність ( $32 \times 32$ )
3. відновлене зображення після покращення масштабу (BICUBIC)
4. відновлене зображення після покращення масштабу (ESRGAN)
5. відновлене зображення після покращення масштабу (ESRGAN) після (BICUBIC)

У порівнянні з нейромережами BICUBIC — це класичний метод, AI-моделі типу **ESRGAN** можуть "вгадувати" текстури та деталі на основі тренування, тобто "відновлювати" їх, а не просто згладжувати.

Використання попереднього покращення зображення перед розпізнаванням значно підвищує ефективність моделей. Навіть прості методи SR дають суттєвий приріст у задачах класифікації. Проте найвищу ефективність показали саме комбіноване застосування методів покращення зображення.

Література:

1. David O'Callaghan, Cian Ryan, Waseem Shariff, Muhammad Ali Farooq, Joe Lemley, Peter Corcoran - Recurrent Super-Resolution Method for Enhancing Low Quality Thermal Facial Data 2022
2. Cheng Ma, Yongming Rao, Yean Cheng, Ce Chen, Jiwen Lu, Jie Zhou - Structure-Preserving Super Resolution With Gradient Guidance 2020
3. Cheng Ma, Zhenyu Jiang, Yongming Rao, Jiwen Lu, Jie Zhou - Deep Face Super-Resolution With Iterative Collaboration Between Attentive Recovery and Landmark Estimation 2020
4. Athanasios Voulodimos, Nikolaos Doulamis, Anastasios Doulamis, and Eftychios Protopapadakis. Deep learning for computer vision: A brief review. Computational intelligence and neuroscience, 2018
5. M. Chung, Minyoung Jung, Yongil Kim - Enhancing Remote Sensing Image Super-Resolution Guided by Bicubic-Downsampled Low-Resolution Image 2023
6. Giuseppe Masi, D. Cozzolino, L. Verdoliva, G. Scarpa- CNN-based pansharpening of multi-resolution remote-sensing images 2017
7. Xintao Wang, Ke Yu, Shixiang Wu, Jinjin Gu, Yihao Liu, Chao Dong, Chen Change Loy, Y. Qiao, Xiaoou Tang- ESRGAN: Enhanced Super-Resolution Generative Adversarial Networks 2018
8. Xintao Wang, Liangbin Xie, Chao Dong, Ying Shan- Real-ESRGAN: Training Real-World Blind Super-Resolution with Pure Synthetic Data 2021