

АНАЛІЗ ЕФЕКТИВНОСТІ ВИКОРИСТАННЯ НЕЙРОННОЇ МЕРЕЖІ DNCNN ДЛЯ ВИДАЛЕННЯ ШУМУ З ЦИФРОВИХ ЗОБРАЖЕНЬ

Лавошник І.О.

Науковий керівник – к.т.н., доц. Кобилін О.А.

Харківський національний університет радіоелектроніки, каф. ІНФ,
м. Харків, Україна,

тел.: (057) 702-14-19, e-mail: illia.lavoshnyk@nure.ua

This essay describes a study about efficiency of DnCNN network for Image denoising. It's efficiency is evaluated by comparing PSNR metric of original images to the output of a trained DnCNN model. providing valuable information for using it in the image analysis systems.

Цифрові зображення часто страждають від проблеми шуму, що виникає під час зйомки або передачі даних. Шум може значно знизити якість зображення, впливаючи на його використання в подальшій обробці або аналізі. В цьому контексті виникає потреба в ефективних методах видалення шуму.

Існують різноманітні традиційні методи видалення шуму, такі як медіанні та Гаусівські фільтри, які мають свої обмеження [1]. З появою глибокого навчання відкрилися нові можливості для ефективнішого вирішення цієї проблеми.

DnCNN (Deep Convolutional Neural Network for Image Denoising) [1] – це передова модель, заснована на глибокому навчанні, яка демонструє високу ефективність у видаленні шуму з цифрових зображень. Ця мережа використовує глибокі згорткові нейронні мережі для моделювання шуму та його видалення.

Для навчання моделі DnCNN було використано публічно доступний набір даних зображень з Berkeley University of California. Цей набір містить 500 природних зображень, з яких було виділено 400 зображень для навчальної вибірки та 100 зображень для тестової вибірки. Для адаптації зображення під потреби, було створено з них патчі розміром 40x40 пікселів, використовуючи крок (stride) 40 пікселів та різні розміри обрізки. В результаті цього процесу отримано 85600 патчів для навчання та 21400 патчів для тестування моделі. Такий підхід дозволяє збільшити кількість даних для навчання моделі, що є важливим для досягнення високої точності та ефективності видалення шуму з цифрових зображень [2].

Для визначення ефективності роботи мережі, була обрана метрика PSNR (Peak Signal-to-Noise Ratio, пікове співвідношення сигнал/шум) [3]. Вона є однією з найбільш використовуваних метрик для оцінки якості зображення після видалення шуму. PSNR вимірює співвідношення між мак-

симально можливим значенням (потужністю) сигналу та потужністю створюючого шуму, що впливає на якість його представлення.

Для розрахунку PSNR між зображенням без шуму (g) та зашумленим зображенням (f), спочатку обчислюється середньоквадратична помилка (MSE) за формулою [3]:

$$MSE = \frac{1}{mn} \sum_0^{m-1} \sum_0^{n-1} \|f(i, j) - g(i, j)\|^2, \quad (1)$$

де m та n відповідають розмірам зображення по висоті та ширині відповідно, а $g(i, j)$ та $f(i, j)$ є значеннями інтенсивності пікселів відповідно у зображенні без шуму та зашумленому зображенні. Після обчислення MSE, PSNR можна розрахувати за формулою [3]:

$$PSNR = 20 \log_{10} \left(\frac{MAX_f}{\sqrt{MSE}} \right), \quad (2)$$

де MAX_f є максимальним можливим значенням пікселя в зображенні (наприклад, 255 для 8-бітних зображень). Вищі значення PSNR вказують на менший рівень шуму та кращу якість відновленого зображення, роблячи PSNR важливою метрикою для оцінювання ефективності алгоритмів видалення шуму.

Після тренування мережі на навчальній виборці зображень, було проведено ряд експериментів із зображеннями з тестової виборки. Для оцінки результатів ефективності роботи нейромережі було порівняно PSNR для вхідних зображень, та зображень після роботи DnCNN (рис. 1).

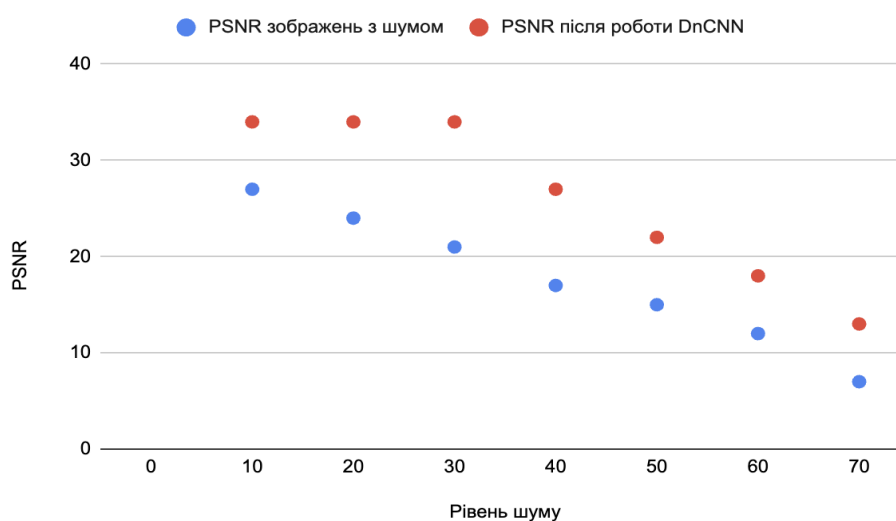


Рисунок 1 – Порівняння метрики PSNR для вхідних зображень, та зображень після роботи DnCNN

Проаналізувавши результати дослідження, можна прийти до висновку що модель показує хороші результати при роботі з зображеннями, рівень шуму в яких знаходиться в діапазоні від 10 до 35. Зі збільшенням рівня шуму спостерігається лише незначне покращення у показниках PSNR. При рівнях шуму вище 60, моделі стає складно реконструювати зображення з зашумленого вихідного матеріалу.

Це свідчить про те, що, хоча DnCNN ефективно справляється з помірними рівнями шуму, її здатність до відновлення зображень значно знижується при високих рівнях шуму. Ця характеристика важлива для розуміння меж ефективності моделі та для подальшого вдосконалення методик видалення шуму, спрямованих на покращення якості відновлення при високих рівнях шуму.

Список використаних джерел:

1. Kai Zhang, Wangmeng Zuo, Yunjin Chen, Deyu Meng, and Lei Zhang, “Beyond a Gaussian Denoiser: Residual Learning of Deep CNN for Image Denoising”, arXiv.org, 2016. [Online]. Посилання: <https://arxiv.org/pdf/1608.03981v1.pdf>.

2. A. Buades, B. Coll, and J.-M. Morel, “A non-local algorithm for image denoising,” in IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, vol. 2, 2005.

3. Olena Yakovleva, Andrii Kovtunencko, Valentyn Liubchenko, Vadym Honcharenko and Oleg Kobylin, “Face Detection for Video Surveillance-based Security System”, Посилання: <https://ceur-ws.org/Vol-3403/paper6.pdf>

4. Gorokhovatskyi, V., Tvoroshenko, I., Kobylin, O., Vlasenko, N. Search for Visual Objects by Request in the Form of a Cluster Representation for the Structural Image Description, Advances in Electrical and Electronic Engineering, 2023, 21 (1), pp. 19–27. DOI: 10.15598/aeec.v21i1.4661.

5. Gorokhovatskyi, V., Tvoroshenko, I., Kobylin, O., Vlasenko, N., Search for Visual Objects by Request in the Form of a Cluster Representation for the Structural Image Description. Чехія, Острава. Advances in Electrical and Electronic Engineering, 2023, 21 (1), pp. 19–27.