

Одеський національний університет імені І. І. Мечникова
Факультет математики, фізики та інформаційних технологій
Кафедра оптимального керування та економічної кібернетики

Кваліфікаційна робота

на здобуття ступеня вищої освіти «магістр»

«Нейромережевий підхід до збільшення роздільної здатності зображень»

«Neural network approach to increasing image resolution»

Виконала: здобувачка денної форми навчання
спеціальності 113 Прикладна математика
Освітня програма «Прикладна математика»

Гончарова Аліна Миколаївна

Керівник _____
(науковий ступінь, вчене звання, прізвище та ініціали, підпис)

Рецензент _____
(науковий ступінь, вчене звання, прізвище та ініціали)

Рекомендовано до захисту:

Протокол засідання кафедри

№ ____ від _____ р.

Завідувач кафедри

(підпис) _____ (прізвище, ім'я)

Захищено на засіданні ЕК № _____

протокол № ____ від _____ р.

Оцінка _____ / _____ / _____
(за національною шкалою, шкалою ECTS, бали)

Голова ЕК

(підпис) _____ (прізвище, ім'я)

ЗМІСТ

Вступ	3
1 Огляд проблеми	5
1.1 Одиночне зображення з надвисокою роздільною здатністю	6
2 Існуючі математичні моделі, методи і алгоритми	9
3 Нейромережіві підходи до збільшення роздільної здатності зображень	13
3.1 Модель SRCNN	13
3.2 Модель SRResNet і субпіксельна згортка для підвищення дискретизації	15
3.3 Модель втрати сприйняття (Perceptual Loss)	17
3.4 Модель SRGAN	19
3.5 Модель EDSR	21
4 Обчислювальні експерименти, що порівнюють існуючі методи і моделі на основі нейронної мережі	25
Висновки	27
Список літератури	28
Додаток А	29
Додаток Б	32

ВСТУП

Основний спосіб підвищення роздільної здатності зображення — покращення технічних характеристик обладнання, використовуваного для зйомки. Проте у цьому випадку має значення вартість, вага та габарити обладнання, що в багатьох випадках може бути неприємним. Так, нарощування роздільної здатності в широко застосовуваних камерах спостереження та вбудованих камерах мобільного телефону недоцільно з представлених цін. Також роздільна здатність камер спостереження обмежена швидкістю камери та апаратним забезпеченням. У деяких інших сценаріях, таких як супутникові знімки, важко використовувати датчики високого дозволу через фізичні обмеження. Іншим способом вирішення цієї проблеми є прийняття поганої якості зображень та його подальше покращення програмними засобами для компенсації розрахункових витрат на вартість обладнання. Методи, які вирішують цю задачу, називаються методами забезпечення надвисокої роздільної здатності і на сьогоднішній день ця тема набула все більшого поширення серед дослідників.

Задача забезпечення надвисокої роздільної здатності (super resolution) – це задача, яка переважно формулюється в оберненій формі і розв’язується методом чи набором методів, призначених для збереження найтонших деталей зображення завдяки обробці одного вхідного зображення чи набору вхідних зображень однієї сцени, внаслідок збільшення кількості пікселів на одиницю площі у вихідному зразку. Подібні методи для випадку одного вхідного зображення ґрунтуються на реконструкції або навчанні. В інших методах, у випадку набору зображень однієї сцени, використовують додаткову інформативність на основі субпіксельного зсуву на неціле значення піксела у середині набору. Розглянемо, що є надвисокою роздільною здатністю зображення.

Надроздільна здатність зображення (SR) - це процес відновлення зображень з високою роздільною здатністю (HR – high-resolution) з зображень з низькою роздільною здатністю (LR – low-resolution). Це дуже важливий клас методів обробки зображень у галузі комп'ютерного зору та обробки зображень, який використовується в широкому спектрі реальних додатків, таких як медична візуалізація, супутникова зйомка, спостереження та безпека, а також астрономічна візуалізація та інші. Це, як відомо, складна некоректна проблема, оскільки певний вхідний сигнал із низькою роздільною здатністю (LR) може відповідати набору можливих зображень із високою роздільною здатністю (HR), а простір HR (у більшості випадків, це відноситься до природного простору зображень), на який ми маємо намір відобразити вхід LR, як правило, нерозв'язний [3].

Останнім часом, з розвитком методів глибокого навчання моделі SR на основі глибокого навчання активно вивчаються і постійно досягають найвищого рівня продуктивності в різних тестах SR. Для розв'язання задач SR були застосовані різні методи глибокого навчання, від раннього методу на основі нейронних згорткових мереж (CNN - Convolutional Neural Networks) до недавніх багатообіцяючих підходів SR на основі генеративних змагальних мереж (SRGAN) та вдосконалених глибоких залишкових мереж (EDSR).

Отже, метою роботи є дослідження та порівняння методів забезпечення надвисокої роздільної здатності у випадку одного вхідного зображення, тоді як основна увага приділяється огляду моделі EDSR.

ВИСНОВКИ

Приведений огляд методів отримання надвисокої роздільної здатності зображень в цій роботі демонструє широкий спектр існуючих задач і підходів. При умові наявності лише одного зображення низької роздільної здатності найбільш перспективними є підходи, засновані на прикладах. В особливості — на основі методів глибокого навчання. На основі проведеного огляду літературних джерел виділено переваги та недоліки сучасних методів забезпечення надвисокої роздільної здатності зображень на основі машинного навчання. Встановлено, що процес збільшення РЗ зображень методами на основі технології реконструкції супроводжується розмитістю контурів, що визначають однорідні ділянки об'єктів на зображеннях, тому зумовлює необхідність застосування процедур post-обробки.

Також виявлено, що основним недоліком окремих методів на основі навчання є неможливість роботи на вибірках малої розмірності. Це накладає додаткові умови на розмірність навчальної вибірки, а саме необхідність забезпечення великого набору навчальних даних і, відповідно, збільшення обчислювального навантаження в процесі навчання. Наприклад, як у випадку з EDSR, потрібно більше 10 годин на процес навчання моделі. Так як при невеликій розмірності навчальної вибірки, результати виходили незрозумілими для достатнього аналізу. Ітеративні алгоритми навчання, які реалізуються на основі ШНМ, не забезпечують достатньої швидкості обчислень, а це, своєю чергою, накладає обмеження на їх застосування в практичних системах штучного інтелекту, що ґрунтуються на засадах технічного зору. Визначальною особливістю роботи методів цього класу є висока обчислювальна складність, що висуває високі вимоги до програмно-апаратного забезпечення. А тому актуальним завданням залишається зменшення обчислювальних витрат із збереженням якості передискретизації зображень під час розв'язання задачі забезпечення надвисокої роздільної здатності зображень.

СПИСОК ЛІТЕРАТУРИ

1. Image Super-Resolution Using Deep Convolutional Networks / [Chao Dong, Chen Change Loy, Member, IEEE, Kaiming He, Member, IEEE, and Xiaoou Tang, Fellow] — IEEE, 2014.
2. “Zero-Shot” super-resolution using deep internal learning / [A. Shocher, N. Cohen, and M. Irani] — Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR), 2018, pp. 3118– 3126.
3. Deep Learning for Single Image Super-Resolution: A Brief Review / [Wenming Yang, Xuechen Zhang, Yapeng Tian, Wei Wang, Jing-Hao Xue, Qingmin Liao]— 2017
4. Enhanced Deep Residual Networks for Single Image Super-Resolution / [Bee Lim, Sanghyun Son, Heewon Kim, Seungjun Nah, Kyoung Mu Lee]
5. Real-World Single Image Super-Resolution: A Brief Review / [Honggang Chen, Xiaohai He, Linbo Qing, Yuanyuan Wu, Chao Ren, and Ce Zhu]
6. Perceptual Losses for Real-Time Style Transfer and Super-Resolution / [Justin Johnson, Alexandre Alahi, Li Fei-Fei] — 2015
7. Theory and Practice of Image B-Spline Interpolation. Image Processing On Line / [Thibaud Briand, Pascal Monasse] — 2018, 8, pp.99-141.
8. B-Spline Interpolation and Approximation / [Hongxin Zhang, Jieqing Feng] — 2006
9. Inception-v4, inception-resnet and the impact of residual connections on learning / [C. Szegedy, S. Ioffe, V. Vanhoucke, and A. A. Alemi] — 2017, pp. 4278–4284.
10. Photo-Realistic Single Image Super-Resolution Using a Generative Adversarial Network / [Christian Ledig, Lucas Theis, Ferenc Huszar, Jose Caballero, Andrew Cunningham, Alejandro Acosta, Andrew Aitken, Alykhan Tejani, Johannes Totz, Zehan Wang, Wenzhe Shi] — 2016
11. Deep Residual Learning for Image Recognition / [Kaiming He, Xiangyu Zhang, Shaoqing Ren, Jian Sun] — 2015