

Н. В. Добровольська
Р. С. Галімон

МЕТОД ПОКРАЩЕННЯ ЯКОСТІ ЗОБРАЖЕНЬ ІЗ НИЗЬКОЮ РОЗДІЛЬНОЮ ЗДАТНІСТЮ

Вінницький національний технічний університет

Анотація

У роботі розглядаються методи підвищення якості цифрових зображень. Основна увага приділяється класичним алгоритмам обробки зображень та сучасним методам глибокого навчання. Пропонується комбінований підхід, який поєднує попереднє згладжування шуму класичними методами із масштабуванням за допомогою нейронної мережі Real-ESRGAN. Результати роботи можуть бути використані у комп'ютерній графіці, медичних зображеннях, відеоспостереженні та мобільних додатках.

Ключові слова: покращення зображень, суперроздільність, ESRGAN, Real-ESRGAN, OpenCV, PyTorch.

Abstract

The paper considers methods for improving the quality of digital images. The focus is on classical image processing algorithms and modern deep learning methods. A combined approach is proposed, which integrates noise smoothing using classical techniques with image upscaling via the Real-ESRGAN neural network. The results of this work can be applied in computer graphics, medical imaging, video surveillance, and mobile applications.

Keywords: image enhancement, super-resolution, ESRGAN, Real-ESRGAN, OpenCV, PyTorch.

Вступ

Проблема низької якості цифрових зображень залишається актуальною в сучасному інформаційному середовищі. Обмежена роздільна здатність сенсорів, стиснення з втратами, низьке освітлення або шум можуть істотно знижувати якість фотографій та відео. Це, у свою чергу, негативно впливає на ефективність систем розпізнавання, аналізу зображень та зорового сприйняття. Сучасні технології дозволяють застосовувати алгоритми покращення зображень, які підвищують деталізацію, зменшують шуми та роблять візуальний контент більш чітким. Особливий інтерес становлять нейронні методи, що здатні “відновлювати” втрачену інформацію на основі закономірностей, вивчених під час навчання моделі.

Мета роботи — розробити метод і програмний засіб для покращення якості зображень із низькою роздільною здатністю шляхом поєднання класичних і нейромережевих підходів, забезпечуючи баланс між швидкістю обробки та якістю відновлення.

Основна частина

Покращення якості зображень є однією з ключових задач у сучасній комп'ютерній графіці та обробці зображень. Це особливо важливо для медичних знімків, супутникових фотографій, відеоспостереження, а також для побутових застосунків, таких як мобільні камери та цифрові альбоми. Основна мета полягає не лише у збільшенні чіткості, а й у відновленні деталей, які були втрачені під час стиснення, шуму або масштабування.

Сучасні підходи до покращення якості зображень можна умовно поділити на класичні методи та методи на основі глибокого навчання. Класичні методи зазвичай спираються на математичні алгоритми обробки сигналів і використовують прості операції, такі як інтерполяція чи фільтрація. Вони швидкі і відносно легкі у реалізації, але мають обмежені можливості щодо відновлення дрібних деталей і складних текстур.

Методи глибинного навчання ґрунтуються на навчанні нейронних мереж на великих масивах даних. Вони дозволяють моделі «вчитися» відновлювати складні патерни та структури зображень, які неможливо відновити класичними алгоритмами. Це робить їх надзвичайно ефективними для задач суперрезолуції та шумозаглушення.

У цій роботі розглянуто обидва підходи, а також розроблено комбіноване рішення, що поєднує переваги класичних і нейронних методів, для забезпечення максимальної якості відновлених зображень.

Класичні методи

Класичні методи обробки зображень базуються на математичних алгоритмах, що дозволяють підвищити чіткість та зменшити шум без застосування навчання на великих масивах даних. Вони забезпечують базове покращення якості зображень і залишаються ефективними для початкової обробки у багатьох прикладних задачах.

Для масштабування зображень застосовуються методи інтерполяції, серед яких найпростішим є метод найближчого сусіда, який копіює значення пікселів, проте може призводити до «зубчастих» контурів. Більш складні алгоритми, такі як білінійна та бікубічна інтерполяція, враховують сусідні пікселі, що дозволяє отримувати більш плавні переходи та зберігати чіткість деталей. Метод Lanczos, у свою чергу, використовує синусне ядро для інтерполяції і дозволяє зберігати максимум дрібних деталей, але потребує більшої обчислювальної потужності.

Зменшення шумів у зображеннях проводиться за допомогою фільтрації. Гаусовий фільтр ефективно згладжує високочастотний шум, хоча дещо знижує різкість, тоді як медіанний фільтр добре справляється з імпульсними шумами типу «сіль і перець». Білатеральний фільтр дозволяє одночасно зменшити шум і зберегти чіткі краї та текстури, що робить його особливо корисним для попередньої обробки перед застосуванням складніших методів.

У планованій роботі класичні методи використовуватимуться для попереднього згладжування шумів перед масштабуванням нейронною мережею. Це дозволить підвищити стабільність нейронної обробки та забезпечити більш природне відновлення контурів і текстур на вихідних зображеннях.

Методи глибинного навчання

Методи глибинного навчання стали революційними у сфері покращення якості зображень завдяки здатності відновлювати дрібні деталі та текстури, які неможливо відновити класичними алгоритмами. Основна ідея полягає у тому, що нейронна мережа навчається знаходити відповідність між низькоякісним зображенням та його високоякісним аналогом, використовуючи великі набори даних для тренування.

Сучасні підходи часто базуються на згорткових нейронних мережах (CNN), які поступово виділяють локальні особливості зображення, такі як контури, текстури та дрібні деталі. SRCNN стала однією з перших мереж для суперрезолуції, що продемонструвала ефективність у відновленні дрібних деталей порівняно з класичними методами. ESRGAN розширює ці можливості, використовуючи генеративні змагальні мережі (GAN), що дозволяє не лише покращити чіткість, а й більш реалістично відновити текстури. Модель Real-ESRGAN удосконалює ESRGAN, адаптуючи навчання до реальних шумних зображень, що робить її особливо придатною для практичних задач.

У планованій роботі пропонується використати Real-ESRGAN для масштабування зображень після попередньої фільтрації шумів. Такий комбінований підхід має дозволити моделі більш точно відновлювати структури і деталі зображення, зменшувати артефакти і зберігати природність кольорів та текстур, що особливо важливо для практичних застосувань у комп'ютерній графіці, медичних дослідженнях та обробці супутникових даних.

Комбінований підхід та план реалізації

У межах планованої роботи пропонується розробка комбінованого підходу для покращення якості зображень, який поєднує переваги класичних алгоритмів обробки та методів глибинного навчання. Передбачається, що первинне згладжування шумів із застосуванням фільтрів, таких як

Gaussian або білатеральний, підготує зображення до подальшого масштабування нейронною мережею. Це дозволить зменшити негативний вплив шуму на процес відновлення деталей та текстур.

Наступним кроком у реалізації буде використання моделі Real-ESRGAN для збільшення роздільної здатності зображень. Мережа планується застосовувати для обробки попередньо згладжених зображень, що має забезпечити відновлення дрібних деталей та структур, які не можуть бути відновлені класичними методами.

Програмний засіб, який буде розроблено у рамках роботи, передбачає інтеграцію обох етапів у єдиний процес. Планується реалізація на мові Python із використанням бібліотек OpenCV для обробки зображень та PyTorch для роботи з нейронними мережами. Також розглядається можливість створення простого графічного інтерфейсу для завантаження зображень, вибору методу обробки та візуального порівняння результатів «до» і «після».

Очікується, що застосування комбінованого підходу дозволить підвищити ефективність відновлення деталей та текстур, зменшити шум і артефакти, а також забезпечити універсальність для обробки різноманітних типів зображень. Реалізація такого підходу сприятиме підвищенню практичної значущості роботи та створенню бази для подальших досліджень у сфері покращення якості цифрових зображень.

Висновки

У межах планованої роботи передбачається дослідження сучасних методів підвищення якості цифрових зображень, зокрема класичних алгоритмів обробки та методів глибинного навчання. Очікується, що комбінований підхід дозволить підвищити чіткість та деталізацію зображень, зменшити вплив шумів і зберегти природність кольорів і текстур.

Результати роботи можуть бути застосовані в різних сферах, де необхідна висока якість зображень, таких як комп'ютерна графіка, медичні дослідження, супутникові знімки та відеоспостереження. Плановане дослідження сприятиме розвитку методів обробки зображень та створенню основи для подальших наукових та практичних розробок у цій галузі.

СПИСОК ВИКОРИСТАНОЇ ЛІТЕРАТУРИ

1. Gonzalez R. C., Woods R. E. Digital Image Processing, 4th Edition. Pearson, 2018.
2. Jain A. K. Fundamentals of Digital Image Processing. Prentice Hall, 1989.
3. Bovik A. C. The Essential Guide to Image Processing. Academic Press, 2009.
4. Dong C., Loy C. C., He K., Tang X. Image Super-Resolution Using Deep Convolutional Networks. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2015.
5. OpenCV Documentation. Open Source Computer Vision Library [Електронний ресурс] — Режим доступу до ресурсу: <https://opencv.org/>

Добровольська Наталія Вікторівна — кандидат технічних наук, доцент кафедри обчислювальної техніки Вінницького національного технічного університету, Вінниця.

Галімон Роман Сергійович — студент групи ІКІ-24м, факультет інформаційних технологій та комп'ютерної інженерії, Вінницький національний технічний університет, Вінниця.

Dobrovolska Nataliya Viktorivna — Candidate of Technical Sciences, Associate Professor of the Department of Computer Engineering, Vinnytsia National Technical University, Vinnytsia.

Halimon Roman Serhiyovych — Student of Group 1KI-24m, Faculty of Information Technologies and Computer Engineering, Vinnytsia National Technical University, Vinnytsia.