

ТЕГЛІВЕЦЬ ОЛЕСЬ

Національний університет «Львівська політехніка»

<https://orcid.org/0000-0003-3880-2159>e-mail: oles.v.tehlivets@lpnu.ua

КОНТРАСТНІСТЬ ЦИФРОВОГО ЗОБРАЖЕННЯ: ТЕОРЕТИЧНІ ЗАСАДИ ТА МЕТОДИ ПОКРАЩЕННЯ

Статтю присвячено комплексному аналізу теоретичних основ поняття контрастності цифрового зображення, систематизації наявних методів її покращення, а також визначенні переваг, недоліків та актуальних викликів у застосуванні методів покращення контрастності в різних галузях. Розглянуто як традиційні методи покращення контрастності, так і методи, засновані на основі трансформацій та глибокого навчання.

Ключові слова: контрастність, цифрове зображення, методи покращення контрастності, згорткові нейронні мережі, глибоке навчання, база даних TID2013.

TEHLIVETS OLES

Lviv Polytechnic National University

DIGITAL IMAGE CONTRAST: THEORETICAL FOUNDATIONS AND ENHANCEMENT METHODS

The purpose of this article is to provide a comprehensive analysis of the theoretical foundations of the concept of digital image contrast, systematize existing methods for improving it and identify the advantages, disadvantages and current challenges in applying contrast enhancement methods in various fields of digital image processing. The study systematizes key theoretical aspects of contrast, including its definition. The main characteristics and parameters that affect the contrast of digital images, in particular lighting conditions, image texture, and color information, are analyzed. The features of images with low and high contrast are presented. Images with different contrast from the TID2013 database are used as examples. It has been noted that high-contrast images look more clear and vivid because details stand out better against the background. Low contrast in a digital image is characterized by a slight difference between the brightest and darkest pixels. A brief overview of the main sources on the theoretical foundations of contrast has been provided. These scientific papers create a solid foundation for understanding the principles of image processing and developing effective algorithms that can be used in scientific research and practical tasks. The classification of contrast enhancement methods has been systematized according to their operating principles: global methods (linear histogram stretching, gamma correction), local methods (histogram equalization (HE), adaptive histogram equalization (AHE), contrast limited adaptive histogram equalization (CLAHE)), transformation-based methods (wavelet transform, methods based on retinex algorithms), machine learning and deep learning-based methods (generative adversarial networks (GAN), convolutional neural networks (CNN)). The principles of the most common contrast enhancement methods are considered and their advantages and disadvantages are analyzed. The directions for further research in the field of improving the contrast of digital images have been identified. The perspectives for the development of contrast enhancement methods in the context of their application in various fields are analyzed.

Keywords: contrast, digital image, contrast enhancement methods, convolutional neural networks, deep learning, TID2013 database

Стаття надійшла до редакції / Received 30.07.2025

Прийнята до друку / Accepted 15.08.2025

Постановка проблеми у загальному вигляді

Із розвитком цифрових технологій та зростанням обсягів візуальної інформації тема покращення контрастності цифрових зображень є надзвичайно актуальною, адже оброблення зображень відіграє ключову роль у багатьох галузях. Вивчення контрастності цифрових зображень та методів її покращення є важливим як з наукової, так і з практичної точки зору, оскільки вона має прямий вплив на якість технологічних рішень, користувацький досвід і прогрес у суміжних галузях. Наприклад, у сфері дизайну, фотографії та мультимедіа контрастність зображень безпосередньо впливає на візуальну привабливість та зручність сприйняття контенту, у медичній діагностиці покращення контрастності дозволяє виявляти деталі, які можуть бути важливими для встановлення правильного діагнозу.

Контрастність як один із найважливіших параметрів якості цифрових зображень визначає здатність людського ока розрізняти деталі та об'єкти на зображенні. Вона характеризує різницю між найяскравішими та найтемнішими ділянками зображення і безпосередньо впливає на візуальну привабливість та інформативність візуального контенту [1, 2].

На контрастність цифрового зображення впливає низка факторів [3]:

- умови освітлення, які під час зйомки безпосередньо визначають розподіл яскравості на зображенні. Нерівномірне освітлення може призводити до появи артефактів, що спотворюють локальну контрастність;
- текстура зображення: мікrokонтрастність, зумовлена текстурними елементами, відповідає за передавання дрібних деталей та поверхневих характеристик об'єктів. Взаємодія між різними

масштабами текстурних елементів створює складну ієрархічну структуру контрастності, яка потребує спеціальних методів аналізу та оброблення;

- колірна інформація: у різних колірних просторах (RGB, HSV, Lab) контрастність проявляється по-різному. Наприклад, хроматична контрастність, зумовлена різницями в кольорі, може доповнювати або конкурувати з ахроматичною контрастністю.

Аналіз досліджень та публікацій

Основні джерела з теоретичних основ контрастності створюють міцну основу для розуміння принципів оброблення зображень і розроблення ефективних алгоритмів, що можуть бути використані в наукових дослідженнях і практичних завданнях.

У роботах Р. Гонсалеса та Р. Вудса детально розглянуто теоретичні основи та практичні аспекти покращення якості зображень. Науковці запропонували комплексний підхід до класифікації методів покращення контрастності та сформулювали основні принципи їх застосування, детально пояснили методи гістограмної еквалізації, адаптивного покращення контрасту (CLAHE) та локальної корекції [1].

В. Пратт зосередив увагу на фундаментальних аспектах оброблення зображень, зокрема детально проаналізував методи покращення контрастності в різних колірних просторах (RGB, HSV) та описав адаптивні методи для локального покращення контрастності [4].

А. Бовік представив сучасні підходи, включаючи методи на основі штучного інтелекту та глибокого навчання, зокрема порівняв традиційні методи для покращення контрастності із сучасними. Науковець зосередив увагу на застосуванні методів покращення контрастності в комп'ютерному зорі та обробленні відео, обговорив метрики оцінювання контрастності, такі як SSIM (Structural Similarity Index) [5].

У галузі адаптивних методів дослідження вперше було запропоновано концепцію адаптивної гістограмної еквалізації, зокрема переваги локального підходу до покращення контрастності порівняно з глобальними методами, особливо для зображень із неоднорідним розподілом яскравості [6]. Дж. Старк розширив теоретичне обґрунтування адаптивних методів та запропонував узагальнені підходи до гістограмної еквалізації [7].

Метод адаптивного вирівнювання гістограми з обмеженим контрастом (CLAHE) дозволив вирішити основну проблему традиційної адаптивної еквалізації – надмірне посилення шуму в однорідних ділянках зображення [8].

Паралельно розвивався напрямок методів на основі вейвлет-перетворень. Зокрема, праці С. Маллата відкрили нові можливості для частотно-селективного покращення контрастності, що особливо важливо для зображень з різними типами деталей [9].

Окремий напрямок досліджень пов'язаний із моделюванням процесів людського зору. Фундаментальні роботи Е. Ланда та Дж. МакКанна з теорії ретинекс-методів заклали основи для розробки алгоритмів, що імітують адаптацію зорової системи до різних умов освітлення [10]. Подальший розвиток цього напрямку знайшов відображення в працях Джобсона та його колег, які запровадили практичні алгоритми Single-Scale та Multi-Scale Retinex [11].

Сучасні дослідження зосереджуються на розробленні гібридних підходів, що поєднують переваги різних методів, а також на створенні автоматизованих систем вибору оптимальних параметрів оброблення шляхом впровадження методів глибокого навчання. Використання згорткових нейронних мереж для покращення контрастності демонструє перспективні результати, особливо для специфічних типів зображень [12]. Вдосконалюють підходи до об'єктивної оцінки якості зображень із наданням інструментів, які краще корелюють із суб'єктивним сприйняттям людиною порівняно з традиційними метриками [13].

Формулювання цілей статті

Метою статті є комплексний аналіз теоретичних основ поняття контрастності цифрового зображення, систематизація наявних методів її покращення, а також визначення переваг, недоліків і актуальних викликів у застосуванні методів покращення контрастності в різних галузях цифрового оброблення зображень.

Виклад основного матеріалу

Контрастність цифрового зображення визначається як міра розподілу значень яскравості пікселів. Формально контрастність можна оцінити через різницю між найсвітлішими та найтемнішими ділянками зображення або через статистичні характеристики, такі як стандартне відхилення яскравості [1]. З точки зору математичного опису контрастність відображає статистичні властивості розподілу інтенсивності пікселів у зображенні і може бути представлена різними способами залежно від конкретного застосування та типу аналізу [15]. Для цифрових зображень контрастність часто вимірюється в межах гістограми яскравості, де ширший розподіл вказує на вищу контрастність [16].

Зображення з високою контрастністю виглядає більш чітким та виразним, оскільки деталі краще виділяються на фоні. На Рис. 1 подано приклади розподілу яскравості у зображеннях, взятих із бази TID2013, в яких різний рівень контрастності, зокрема: а) еталонне зображення; б) зображення з високою контрастністю; в) зображення з низькою контрастністю.

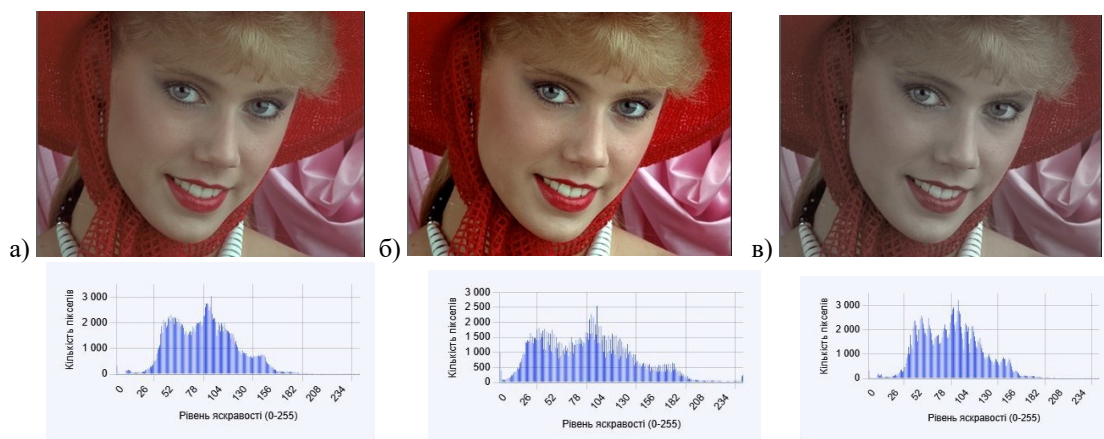


Рис. 1. Розподіл яскравості у зображеннях з різною контрастністю

Висока контрастність у цифровому обробленні зображень означає значну різницю між найяскравішими та найтемнішими пікселями. Технічно висока контрастність досягається, коли гістограма яскравості зображення розтягується по всьому діапазону від 0 до 255. Це означає, що в зображенні присутні як справжні чорні (0), так і справжні білі (255) пікселі, а також повний спектр сірих відтінків між ними [14, 16-17].

Низька контрастність у цифровому зображенні характеризується незначною різницею між найяскравішими та найтемнішими пікселями. У таких зображеннях всі тони концентруються у вузькому діапазоні яскравості, зазвичай у середніх значеннях (Рис. 2).

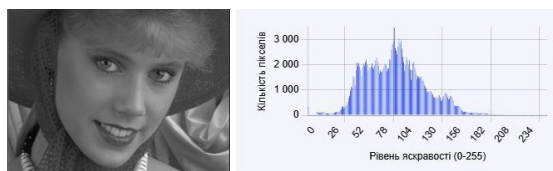


Рис. 2. Розподіл яскравості у гістограмі чорно-білого зображення з низькою контрастністю

Це може бути наслідком поганих умов освітлення під час зйомки, атмосферних умов, технічних характеристик обладнання або навмисним художнім рішенням, що може призвести до втрати важливої візуальної інформації [18]. Технічно низька контрастність проявляється у гістограмі яскравості як вузький пік у середній частині діапазону, без використання крайніх значень (чорного та білого). При цьому більшість пікселів мають значення яскравості в межах 80-180 із загального діапазону 0-255 [16]. Такий розподіл призводить до втрати деталізації та зменшення візуального впливу зображення [14-15]. Низька контрастність зображень може виникати через різні фактори: недостатнє освітлення під час зйомки, атмосферні умови або технічні характеристики обладнання, що може призвести до втрати важливої візуальної інформації. Це особливо помітно, якщо зображення чорно-біле, в такому разі візуальний ефект досягається за рахунок переходів між світлом і тінню.

Серед багатьох методів покращення контрастності виділяють такі:

1. Глобальні методи:

1.1 *Лінійне розтягування гістограми* – найпростіший метод покращення контрастності, який розширює діапазон яскравості пікселів на весь доступний діапазон від 0 до 255 [19]. Цей метод застосовують для покращення візуальної якості зображень із низькою контрастністю, підготовки даних для подальшого оброблення, наприклад, у згорткових нейронних мережах (CNN), аналізу портретів, де потрібно підкреслити деталі, такі як контури обличчя чи текстуру шкіри. Серед переваг *лінійного розтягування гістограми* – простота реалізації, швидкість оброблення результатів. Однак цей метод не враховує нелінійні розподіли яскравості, що може призвести до втрати деталей у занадто світлих чи занадто темних частинах зображення.

1.2 *Гамма-корекція* – це нелінійний метод оброблення зображень, який використовується для коригування яскравості та контрастності шляхом зміни інтенсивності пікселів відповідно до нелінійної функції. *Гамма-корекція* є особливо ефективною для зображень із нерівномірною яскравістю, таких як портрети чи пейзажі. Також цей метод може бути етапом попереднього оброблення зображень, перш ніж його подадуть у згорткові нейронні мережі, щоб покращити розпізнавання ознак [1, 5].

Гамма-корекція відзначається простотою реалізації та швидкістю оброблення. Цей метод успішно коригує нелінійні спотворення яскравості, що робить його в деяких випадках кращим за *лінійне розтягування гістограми*. Однак неправильний вибір параметрів може призвести до втрати деталей у надто світлих або надто темних ділянках.

2. Локальні (адаптивні) методи:

2.1. *Еквалізація (вирівнювання) гістограми (HE)* – це процес, в якому відбувається перерозподіл значення яскравості для отримання рівномірної гістограми. Цей метод є доволі простим у реалізації, однак може призводити до втрати деталей у переекспонованих ділянках зображення [1, 6, 20]. Він є ефективним для зображень із вузьким динамічним діапазоном, але може призводити до появи артефактів у зображеннях із великими однорідними ділянками. Особливо ефективною *еквалізація гістограми* є для пейзажних фотографій із низькою контрастністю.

Процедура вирівнювання гістограми включає в себе таку послідовність дій [20]:

- обчислення гістограми розподілу яскравості елементів зображення;
- побудову нормалізованої кумулятивної гістограми;
- формування нового зображення.

2.2. *Адаптивне вирівнювання (еквалізація) гістограми (АНЕ)* є методом покращення контрастності, розробленим для подолання обмежень звичайної глобальної еквалізації гістограми. Основний принцип роботи методу полягає в тому, що, на відміну від глобального вирівнювання, він розділяє зображення на різні блоки та обчислює еквалізацію гістограми для кожної секції окремо [6].

До основних переваг АНЕ належать локальне покращення контрастності, збереження деталей, можливість налаштування розміру контекстуальної ділянки для різних застосувань [6]. Серед недоліків відзначають повільну швидкість обчислень, зумовлену необхідністю обчислення локальної гістограми для кожного пікселя, надмірне посилення шуму, що особливо помітно у відносно однорідних ділянках зображення, артефакти на переходах між ділянками зображення [6, 21].

2.3 *Адаптивне вирівнювання гістограми з обмеженим контрастом (CLANE)* було розроблено для запобігання надмірному посиленню шуму, яке може призвести до АНЕ [22]. CLANE як вдосконалена версія АНЕ розділяє вхідне зображення на кілька блоків однакового розміру, а потім виконує вирівнювання гістограми з обмеженим контрастом для кожного блоку [23]. Тобто CLANE визначає локальну функцію перетворення для кожної локальної ділянки на основі розподілу пікселів. Для контролю всієї яскравості та збереження природності покращених результатів цей метод дозволяє отримати більш детальну інформацію, ніж глобальні методи. CLANE є особливо ефективним для зображень із великим динамічним діапазоном, зберігаючи деталі в локальних ділянках зображення [8]. На відміну від методу вирівнювання гістограми, тут складніше налаштувати параметри.

Одною з основних переваг цього методу вважають здатність підвищити контрастність більше, ніж інші методи. Серед низки недоліків CLANE зазначають такі [8]:

- працює на невеликих частинах зображення, а не загалом на всьому;
- висока обчислювальна складність;
- висока апаратна складність;
- велика кількість операцій;
- часова затратність, оскільки алгоритм, що лежить в основі методу CLANE, виконує послідовне рекурсивне оброблення локальних блоків зображення, тоді як HE обробляє зображення глобально.

Загалом локальні методи забезпечують високу якість контрастності дрібних деталей зображення завдяки тому, що їх використовують для більш детального оброблення зображень. Однак через обчислювальну складність вони є більш об'ємними. Тому, використовуючи методи класу перетворення гістограм, необхідно шукати компроміс між якістю та швидкістю оброблення зображення [6].

3. Методи на основі трансформацій:

3.1. *Вейвлет-перетворення* – це математичний інструмент для аналізу сигналів, що забезпечує одночасну локалізацію в часовій (просторовій) та частотній ділянках. Методи на основі *вейвлет-перетворень* дозволяють покращувати контрастність у різних частотних діапазонах [9].

Для практичних застосувань використовують *дискретне вейвлет-перетворення (DWT)*, яке реалізується через каскад фільтрів високих та низьких частот. Двовимірне дискретне *вейвлет-перетворення* розкладає зображення на коефіцієнти апроксимації та деталізації, які можна обробляти окремо, щоб досягти оптимального результату. Це особливо важливо для зображень з різними типами деталей – від грубих текстур до тонких контурів. Двовимірне DWT для зображень включає декомпозицію на чотири субсмути: LL (низькі частоти), LH (горизонтальні деталі), HL (вертикальні деталі), та HH (діагональні деталі) [24].

3.2. Якщо *вейвлет-перетворення* забезпечують більш гнучкий масштабний аналіз, то сучасні підходи включають методи на основі *ретинекс-алгоритмів*, які моделюють процес адаптації людського зору до різних умов освітлення. *Ретинекс-алгоритми* базуються на теорії сприйняття кольору, розробленій Едвіном Ландом у 1960-х роках [25-26].

Ретинекс-методи поділяються на [27]:

- SSR (Single Scale Retinex) – базовий алгоритм, що використовує одну Гауссову функцію для оцінювання компонента освітленості;
- MSR (Multi Scale Retinex) – розширена версія, що комбінує результати оброблення на декількох масштабах для забезпечення кращого балансу між динамічним діапазоном та збереженням кольорів;

- MSRCR (Multi Scale Retinex with Color Restoration) – модифікація MSR з додатковою корекцією кольорів для запобігання небажаним кольоровим спотворенням [28].

Single-Scale Retinex (SSR) та Multi-Scale Retinex (MSR) алгоритми ефективно можуть впоратися з проблемами нерівномірного освітлення та дозволяють виявляти деталі як у темних, так і в світлих ділянках зображення.

Сучасні дослідження показують перспективність комбінування цих підходів для створення гібридних методів оброблення зображень.

Попри те, що локальні методи зазвичай забезпечують високу якість результатів, їх ефективність значною мірою визначається саме завдяки оптимальному вибору параметрів. Невдалий вибір параметрів може призвести до утворення артефактів і погіршення візуальної якості зображення.

Щоб уникнути таких недоліків, можна використовувати різні пов'язані методи, засновані на гістограмах, які дозволяють покращити контрастність окремих ділянок зображення з урахуванням їхніх локальних характеристик. Ці методи особливо ефективні для зображень із великим динамічним діапазоном [8].

5. Методи на основі глибокого навчання

5.1. Із розвитком технологій глибокого навчання з'явилися нові підходи, які демонструють високу ефективність результатів у завданнях покращення контрастності, оскільки традиційні методи, такі як гістограмна еквалізація та адаптивні фільтри, часто не здатні ефективно обробляти складні сценарії освітлення та різноманітні типи зображень [1]. *Генеративно-змагальні мережі* (GAN) застосовують для створення зображень із покращеною контрастністю. До сучасних моделей, що демонструють високі результати, належать:

- EnlightenGAN – генеративно-змагальна мережа для підсилення зображень із низькою контрастністю. EnlightenGAN навчає покращувати контрастність у зображеннях із низьким освітленням без парного нагляду, додаючи природні текстури. Її ефективно застосовувати для нічних пейзажів або синтетичних зображень із низькою контрастністю [29].

- CycleGAN та подібні архітектури дозволяють навчати мережі без парних наборів даних.

- Retinex-Net – модель, що реалізує концепцію багатопарного локального підсилення контрастності.

- MIRNet – глибока нейронна мережа для багаторівневого оброблення деталей та контрастності зображень.

5.2. *Згорткові нейронні мережі* (CNN) є ключовим інструментом глибокого навчання. Вони досягли значних успіхів у завданнях класифікації зображень, розпізнавання об'єктів, сегментації та прогнозування відео. Цей процес важливий, оскільки необроблені значення пікселів із зображень безпосередньо не підходять для завдань класифікації. Процес виділення ознак у CNN зазвичай передбачає використання згорткових шарів. Ці шари застосовують фільтри, також відомі, як ядра, до вхідного зображення. Кожен фільтр сканує вхідне зображення, виконуючи поелементні операції множення та підсумовування для створення карти функцій. Карти функцій відображають певні візерунки або елементи, наявні у вхідному зображенні, такі як краї, текстури або форми. Використання кількох фільтрів у згорткових шарах дозволяє CNN витягувати різноманітний набір ознак у різних просторових ієрархіях. Методи на основі CNN дозволяють обробляти зображення в реальному часі, підвищуючи надійність систем [29].

Глобальні методи, такі як лінійне розтягування та еквалізація гістограм, є швидкими, але не підходять для зображень із нерівномірним освітленням. Локальні методи, такі як CLAHE, ефективні для складних зображень, але потребують ретельного налаштування. Методи на основі штучного інтелекту демонструють найкращі результати, але їхня висока обчислювальна складність обмежує застосування в реальному часі.

Методи покращення контрастності адаптуються до відповідного типу зображень, серед яких виділяють:

- природні зображення (пейзажі, портрети): CLAHE і EnlightenGAN використовують для підкреслення деталей у пейзажах із низьким освітленням або для покращення текстури шкіри в портретах [8];

- синтетичні зображення: Deep Photo Enhancer і CycleGAN застосовують, щоб усунути артефакти в зображеннях, створених генеративними моделями, наприклад, у комп'ютерній графіці;

- супутникові зображення: CLAHE і CNN покращують контрастність для аналізу земної поверхні, де важлива видимість деталей [8].

Методи покращення контрастності мають широкий спектр застосувань. У комп'ютерному зорі покращення контрастності є важливим для алгоритмів розпізнавання об'єктів в умовах змінного освітлення, наприклад, в автономних транспортних засобах.

У медичній візуалізації такі методи, як CLAHE, використовуються для покращення видимості тканин на рентгенівських зображеннях, МРТ і КТ.

У цифровій фотографії методи покращення контрастності є важливими для підготовки зображень до оброблення в завданнях комп'ютерного зору, зокрема в розпізнаванні об'єктів, сегментації та класифікації, а також покращують естетичну привабливість зображень [1, 29]. У

фотографії *лінійне розтягування гістограми* та *гамма-корекція* застосовуються для покращення візуальної якості зображень, особливо портретів і пейзажів. Зокрема, *гамма-корекція* освітлює темні портрети, підкреслюючи деталі шкіри чи одягу, що є важливим для комерційної фотографії. [6]. У системах відеонагляду покращення контрастності допомагає ідентифікувати об'єкти в умовах низької освітленості, наприклад, під час нічного моніторингу або за несприятливих погодних умов [16].

В астрономії методи покращення контрастності, такі як адаптивне вирівнювання гістограми, застосовуються для аналізу зображень зірок і галактик, отриманих із телескопів. У системах відеоспостереження методи покращення контрастності допомагають розпізнавати об'єкти в умовах низької освітленості [1].

В останні роки для покращення контрастності зображень значну увагу приділяють використанню глибокого навчання, зокрема GAN. Наприклад, 2021 року представлено техніку LIMET, яка використовує умовну GAN з двома дискримінаторами для забезпечення реалістичних і природних результатів. 2023 року GAN використовували для покращення зображень у реальному часі, що є важливим для відеоспостереження та автономних транспортних засобів. Тенденції у комп'ютерному зорі на 2025 рік, описані на ImageVision.ai, підкреслюють роль GAN у створенні більш інтуїтивних і природних зображень, що може включати покращення контрастності

Загалом подальші дослідження можуть бути спрямовані на:

- поєднання глобальних і локальних методів для створення гібридних алгоритмів;
- розроблення простіших моделей штучного інтелекту для пристроїв із обмеженими

ресурсами;

- інтеграцію методів покращення контрастності з іншими завданнями оброблення зображень;
- використання квантових обчислень для прискорення оброблення зображень тощо.

Таким чином, вивчення контрастності цифрових зображень та методів її покращення є актуальним і з наукової, і з практичної точки зору, оскільки воно має прямий вплив на якість технологічних рішень, користувацький досвід і прогрес у суміжних галузях.

Висновки

Контрастність є одним із основних параметрів якості цифрових зображень, що впливає на їх сприйняття людиною та ефективність оброблення комп'ютерними системами. Основними проблемами в сфері покращення контрастності на сьогодні залишаються збереження природності зображення, уникнення артефактів та адаптація до різних типів контенту. Проведений аналіз методів покращення контрастності цифрових зображень демонструє різноманітність підходів та їх специфічну ефективність для різних типів завдань. Вибір оптимального методу повинен базуватися, насамперед, на аналізі характеристик конкретного зображення, вимог до якості результату та доступних обчислювальних ресурсів. Наприклад, для медичних застосувань рекомендують використовувати CLANE з ретельним підбором параметрів, для систем реального часу – оптимізовані версії адаптивних алгоритмів, для наукових досліджень – комбіновані підходи з використанням декількох методів.

Зі зростанням доступності потужних обчислювальних ресурсів та програмного забезпечення для оброблення зображень (наприклад, Adobe Photoshop, GIMP або бібліотеки на кшталт OpenCV), методи покращення контрастності стають більш доступними для широкого кола користувачів, що зумовлює зростання інтересу до вивчення їх теоретичних основ і практичного застосування. Подальші дослідження повинні зосередитися на розробленні критеріїв якості, що краще корелюють із суб'єктивним сприйняттям людини, та на створенні гібридних алгоритмів, які поєднують переваги різних підходів.

На сьогодні залишається актуальним завдання щодо розроблення універсальних методів, які здатні ефективно працювати з різними типами зображень. Відтак розвиток методів покращення контрастності на основі глибокого навчання відкриває нові можливості для створення інтелектуальних систем оброблення зображень, що здатні автоматично адаптуватися до різних умов та вимог користувачів. Перспективними напрямками є інтеграція методів технології глибокого навчання з традиційними алгоритмами оброблення зображень, розроблення архітектур, що враховують специфіку людського зору, та створення адаптивних систем покращення контрастності в реальному часі.

Література

1. Gonzalez, R.C., Woods, R.E. (2018) Digital Image Processing. 4th ed. Pearson. 1019 p
2. Russ, J. C. (2019). The Image Processing Handbook (7th ed.). CRC Press.
3. Guo, C., Li, C., Guo, J., Loy, C. C., Hou, J., Kwong, S., & Cong, R. (2020). Zero-reference deep curve estimation for low-light image enhancement. In Proceedings of the IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR), 1780–1789. [doi: 10.1109/CVPR42600.2020.00185](https://doi.org/10.1109/CVPR42600.2020.00185)
4. Pratt, W.K. (2007). Digital Image Processing: PIKS Scientific Inside. Wiley.
5. Bovik, A.C. (2010). Handbook of Image and Video Processing. Academic Press.
6. Pizer, S. M., Amburn, E. P., Austin, J. D., Cromartie, R., Geselowitz, A., Greer, T., Haar Romenij, ter, B. M., Zimmerman, J. B., & Zuiderveld, K. J. (1987). Adaptive histogram equalization and its

- variations. *Computer Vision, Graphics, and Image Processing*, 39(3), 355-368. doi: 10.1016/S0734-189X(87)80186-X
7. Stark, J. (2000) Adaptive image contrast enhancement using generalizations of histogram equalization. *IEEE Transactions on Image Processing*, 9 (5), 889–896. doi: 10.1109/83.841534
 8. Zuiderveld, K. (1994) Contrast limited adaptive histogram equalization. *Graphics Gems IV*. Academic Press Professional, Inc., USA, 474-485
 9. Mallat, S.G. (1989) A theory for multiresolution signal decomposition: the wavelet representation. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*. 11 (7), 674-693.
 10. Land, E.H., McCann, J.J. (1971) Lightness and retinex theory. *Journal of the Optical Society of America*. 61 (1), 1-11.
 11. Jobson, D.J., Rahman, Z., Woodell, G.A. (1997) Properties and performance of a center/surround retinex. *IEEE Transactions on Image Processing*. 6 (3). 451-462. doi: 10.1109/83.557356
 12. Goodfellow, I., Bengio, Y., and Courville, A. (2016) *Deep learning*: The MIT Press. 800 pp.
 13. Wang Z., Bovik A.C., Sheikh H.R., Simoncelli E.P. (2004) Image quality assessment: from error visibility to structural similarity. *IEEE Transactions on Image Processing*, 13 (4), 600-612.
 14. Peli, E. (2020). Contrast in complex images. *Journal of the Optical Society of America A, Optics and image science*, 7(10), 2032-2040. 10.1364/josaa.7.002032. PMID: 2231113
 15. Barten, P. G. J. (2021). Contrast sensitivity of the human eye and its effects on image quality. *SPIE Press Monograph*, 72, 45-62.
 16. Pratt, W. K. (2019). *Introduction to Digital Image Processing*. CRC Press
 17. Whittle, P. (2021). Increments and decrements: Luminance discrimination. *Vision Research*, 26(10), 1677-1691. doi: 10.1016/0042-6989(86)90055-6
 18. Castleman, K. R. (1996). *Digital Image Processing*. Prentice Hall.
 19. Sharma, G., & Kaur, P. (2019). A Review on Image Contrast Enhancement Techniques. *ResearchGate*. doi: 10.13140/RG.2.2.27924.78720
 20. Maksymiv, M., Rak, T. (2021) Methods to Increase the Contrast of the Image with Preserving the Visual Quality. *Advances in cyber-physical systems*, 6 (2), 140-145.
 21. Reza, A. M. (2004). Realization of the Contrast Limited Adaptive Histogram Equalization (CLAHE) for Real-Time Image Enhancement. *The Journal of VLSI Signal Processing-Systems for Signal, Image, and Video Technology*, 38(1), 35-44. <https://doi.org/10.1023/b:vlsi.0000028532.53893.82>
 22. Russ, J. C. (2019). *The Image Processing Handbook* (7th ed.). CRC Press.
 23. Arici T, Dikbas S, Altunbasak Y. (2009) A histogram modification framework and its application for image contrast enhancement. *IEEE Trans Image Process*. 18(9):1921-35. doi: 10.1109/TIP.2009.2021548
 24. Antonini, M., Barlaud, M., Mathieu, P., & Daubechies, I. (1992). Image coding using wavelet transform. *IEEE Transactions on Image Processing*, 1(2), 205-220. doi: 10.1109/83.136597.
 25. Land, E.H., McCann, J.J. (1971) Lightness and retinex theory. *Journal of the Optical Society of America*, 61 (1), 1-11.
 26. Horn, B. K. (1974). Determining lightness from an image. *Computer Graphics and Image Processing*, 3(4), 277-299. doi: 10.1016/0146-664X(74)90022-7
 27. Rahman, Z., Jobson, D.J. and Woodell, G.A. (1996) Multi-Scale Retinex for Color Image Enhancement. *Proceedings of 3rd IEEE International Conference on Image Processing, Lausanne, 19 September 1996*, 1003-1006. <https://doi.org/10.1109/ICIP.1996.560995>
 28. Petro, A. B., Sbert, C., & Morel, J. M. (2014). Multiscale retinex. *Image Processing On Line*, 4, 71-88. <https://doi.org/10.5201/ipol.2014.107>
 29. Goodfellow, I., Pouget-Abadie, J., Mirza, M., et al. (2014). Generative adversarial networks. *Advances in neural information processing systems*. doi: 10.1145/3422622

References

1. Gonzalez, R.C., Woods, R.E. (2018) *Digital Image Processing*. 4th ed. Pearson. 1019 p
2. Russ, J. C. (2019). *The Image Processing Handbook* (7th ed.). CRC Press.
3. Guo, C., Li, C., Guo, J., Loy, C. C., Hou, J., Kwong, S., & Cong, R. (2020). Zero-reference deep curve estimation for low-light image enhancement. In *Proceedings of the IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR)*, 1780–1789. doi: 10.1109/CVPR42600.2020.00185
4. Pratt, W.K. (2007). *Digital Image Processing: PIKS Scientific Inside*. Wiley.
5. Bovik, A.C. (2010). *Handbook of Image and Video Processing*. Academic Press.
6. Pizer, S. M., Amburn, E. P., Austin, J. D., Cromartie, R., Geselowitz, A., Greer, T., Haar Romenij, ter, B. M., Zimmerman, J. B., & Zuiderveld, K. J. (1987). Adaptive histogram equalization and its variations. *Computer Vision, Graphics, and Image Processing*, 39(3), 355-368. doi: 10.1016/S0734-189X(87)80186-X
7. Stark, J. (2000) Adaptive image contrast enhancement using generalizations of histogram equalization. *IEEE Transactions on Image Processing*, 9 (5), 889–896. doi: 10.1109/83.841534
8. Zuiderveld, K. J. (1994) Contrast limited adaptive histogram equalization. *Graphics Gems IV*. Academic Press Professional, Inc., USA, 474-485
9. Mallat, S.G. (1989) A theory for multiresolution signal decomposition: the wavelet representation. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*. 11 (7), 674-693.
10. Land, E.H., McCann, J.J. (1971) Lightness and retinex theory. *Journal of the Optical Society of America*. 61 (1), 1-11.

11. Jobson, D.J., Rahman, Z., Woodell, G.A. (1997) Properties and performance of a center/surround retinex. *IEEE Transactions on Image Processing*, 6 (3), 451-462. doi: 10.1109/83.557356
12. Goodfellow, I., Bengio, Y., and Courville, A. (2016) Deep learning: The MIT Press, 800 pp.
13. Wang Z., Bovik A.C., Sheikh H.R., Simoncelli E.P. (2004) Image quality assessment: from error visibility to structural similarity. *IEEE Transactions on Image Processing*, 13 (4), 600-612.
14. Peli, E. (2020). Contrast in complex images. *Journal of the Optical Society of America A, Optics and image science*, 7(10), 2032-2040. 10.1364/josaa.7.002032. PMID: 2231113
15. Barten, P. G. J. (2021). Contrast sensitivity of the human eye and its effects on image quality. SPIE Press Monograph, 72, 45-62.
16. Pratt, W. K. (2019). Introduction to Digital Image Processing. CRC Press
17. Whittle, P. (2021). Increments and decrements: Luminance discrimination. *Vision Research*, 26(10), 1677-1691. doi: 10.1016/0042-6989(86)90055-6
18. Castleman, K. R. (1996). Digital Image Processing. Prentice Hall.
19. Sharma, G., & Kaur, P. (2019). A Review on Image Contrast Enhancement Techniques. ResearchGate. doi: 10.13140/RG.2.2.27924.78720
20. Maksymiv, M., Rak, T. (2021) Methods to Increase the Contrast of the Image with Preserving the Visual Quality. *Advances in cyber-physical systems*, 6 (2), 140-145.
21. Reza, A. M. (2004). Realization of the Contrast Limited Adaptive Histogram Equalization (CLAHE) for Real-Time Image Enhancement. *The Journal of VLSI Signal Processing-Systems for Signal, Image, and Video Technology*, 38(1), 35-44. <https://doi.org/10.1023/b:vlsi.0000028532.53893.82>
22. Russ, J. C. (2019). The Image Processing Handbook (7th ed.). CRC Press.
23. Arici T, Dikbas S, Altunbasak Y. (2009) A histogram modification framework and its application for image contrast enhancement. *IEEE Trans Image Process*. 18(9):1921-35. doi: 10.1109/TIP.2009.2021548
24. Antonini, M., Barlaud, M., Mathieu, P., & Daubechies, I. (1992). Image coding using wavelet transform. *IEEE Transactions on Image Processing*, 1(2), 205-220. doi: 10.1109/83.136597.
25. Land, E.H., McCann, J.J. (1971) Lightness and retinex theory. *Journal of the Optical Society of America*, 61 (1), 1-11.
26. Horn, B. K. (1974). Determining lightness from an image. *Computer Graphics and Image Processing*, 3(4), 277-299. doi: 10.1016/0146-664X(74)90022-7
27. Rahman, Z., Jobson, D.J. and Woodell, G.A. (1996) Multi-Scale Retinex for Color Image Enhancement. *Proceedings of 3rd IEEE International Conference on Image Processing, Lausanne, 19 September 1996*, 1003-1006. <https://doi.org/10.1109/ICIP.1996.560995>
28. Petro, A. B., Sbert, C., & Morel, J. M. (2014). Multiscale retinex. *Image Processing On Line*, 4, 71-88. <https://doi.org/10.5201/ipol.2014.107>
29. Goodfellow, I., Pouget-Abadie, J., Mirza, M., et al. (2014). Generative adversarial networks. *Advances in neural information processing systems*. doi: 10.1145/3422622