

М.Є. Сердюк, С.Ф. Сірик, О.О. Сокол
Дніпровський національний університет імені Олеся Гончара

АВТОМАТИЧНА КОЛОРИЗАЦІЯ ЦИФРОВИХ НАПІВТОНОВИХ ЗОБРАЖЕНЬ З ВИКОРИСТАННЯМ НЕЙРОННИХ МЕРЕЖ

Розглянуто задача автоматичної колоризації монохромних зображень та метод її розв'язання з використанням згорткової нейронної мережі. Розглянута структура нейронної мережі для колоризації на основі моделі VGG16. Представлена комп'ютерна система для здійснення автоматичної колоризації зображень у відтінках сірого.

Ключові слова: обробка зображень, колоризація, згортка, згорткова нейронна мережа.

Рассмотрена задача автоматической колоризации монохромных изображений и метод ее решения с использованием сверточной нейронной сети. Рассмотрена структура нейронной сети для колоризации на основе модели VGG16. Представлена компьютерная система для осуществления автоматической колоризации изображений в оттенках серого.

Ключевые слова: обработка изображений, колоризация, свертка, сверточная нейронная сеть.

The problem of automatic colorization of monochrome images is considered. methods of colorizing are used in film industry to restore chromaticity of old movies and photographic materials, in computer vision problems, in medical images processing etc. Modern techniques of colorization contain many manual operations, take a lot of time and are expensive. Many methods of colorization require human participation to correctly determine colors, since there is no one-to-one accordance between grayscale and color. In this paper we discuss method for fully automatic colorization of monochrome images using a convolutional neural network. This approach has reduced using of manual operations to minimum. Structure of the neural network for coloration based on the VGG16 model is considered in the paper. Types of layers that are appropriate for solving the problem of colorization are determined and analyzed. Proposed structure consists of 13 convolutional layers and three upsampling layers. The subsample layers are replaced with the necessary zero addition with a step of 2x2. All layers' filters have 3x3 size. The activation function of all convolutional layers is ReLU and hyperbolic tangent of the last layer. The presented model is implemented in a software system for automatic image colorization. The software system includes two parts. The first part implements construction and training of the neural network. The second part uses obtained neural network to generate colorized images from grayscale images. Network training was carried out on a sample of Caltech-256, which contains 256 categories of objects. After training the system was tested on series of grayscale images. Testing showed that the system performs enough plausible colorization of certain types objects. Acceptable results were obtained in the colorization of images of nature, ordinary animals, portrait photos. In unsuccessful cases objects were painted in brown shades. Unsuccessful results were obtained for images that contained only parts of objects or these objects were represented in the training sample in too different colors.

Keywords: image processing, colorization, convolution, convolutional neural network.

Вступ. Колоризація – це процес додавання кольору до напівтонових зображень чи відео. Колоризація монохромних зображень активно використовується в кіноіндустрії для відновлення колірності старих кінофільмів та фотографічних матеріалів. Методи колоризації зображень використовують в задачах комп'ютерного зору, в таких галузях, як обробка зображень з приладів нічного бачення для покращення сприйняття, обробка медичних знімків, реставрація старих фото тощо. Сучасні техніки колоризації містять багато ручних операцій, займають багато часу та дорого коштують.

Процес колоризації базується на пошуку відображення множини відтінків сірого на множину кольорів, наприклад, колірного простору RGB. Основною проблемою є те, що не існує взаємно однозначної відповідності між відтінком сірого та кольором. Існує невизначеність між можливими кольорами одного об'єкту, що ускладнює процес колоризації. Отже, багато методів потребують участі людини для правильного визначення кольорів.

Тому актуальною є розробка системи колоризації напівтонового зображення, яка б відрізнялась високим ступенем автоматизації процесу та генерувала колірне зображення із монохромного з мінімальним втручанням з боку користувача.

Аналіз існуючих методів. Усі методи колоризації можна розділити на три групи за необхідністю втручання людини: повністю автоматичні методи, напівавтоматичні та неавтоматичні, які потребують значної участі людини.

Ідея розфарбовувати чорно-білі зображення з'явилася практично одночасно з появою перших фотокарток та фільмів. До появи цифрових технологій колоризація монохромних фотографій здійснювалась вручну з використанням масляних або акварельних фарб та кольорових олівців. Інші техніки передбачали використання трафаретів для нанесення кольорів. З появою та вдосконаленням комп'ютерної техніки робота по додаванню кольорів спростилась. В наш час колоризація цифрових зображень «вручну» здійснюється за допомогою графічних редакторів, які надають користувачеві можливість використовувати багато різних пензлів та палітр кольорів. Важливим етапом процесу колоризації є сегментація зображення на регіони, у яких пікселі імовірно відносяться до одного об'єкту або кольорової гами. Задача є досить складною і повністю лягає на плечі користувача при використанні ручних технологій колоризації. З іншого боку, перевагою методу розфарбовування «вручну» є повний контроль над процесом передачі кольору.

Методи напівавтоматичної колоризації потребують часткової участі людини та зазвичай вимагають певних зразків кольору, які потім автоматично розподіляються по всьому зображенню. Необхідність зразків кольорів витікає з того факту, що не тільки штучні матеріали, такі як, наприклад, пластик, можуть бути різноманітного кольору, але й природні об'єкти також. Так, листя може бути зеленим влітку, але жовтим, червоним або коричневим восени. Тому ідея надати користувачеві можливість попередньо обрати кольори для подальшого використання досить обґрунтована. В роботі [6] досліджено алгоритми, що використовують для колоризації надані користувачем зразки ко-

льору у певних регіонах зображення. Зокрема, вибір кольору базується на положенні, що сусідні пікселі у просторі-часі зі схожою яскравістю мають бути схожими за кольором. Формалізація даного твердження з використанням квадратичної функції дозволила отримати задачу оптимізації, яку можна ефективно розв'язати стандартними способами. Даний метод дозволяє отримати правдоподібні результати колоризації, проте інколи необхідно позначити велику кількість зразків кольору.

Інша група напівавтоматичних методів для генерації кольорового зображення використовує так зване довідкове зображення. В роботі [11] запропоновано метод, що дозволяє колоризувати монохромні зображення переносом інформації, що стосується кольору, з так званого довідкового зображення. Для цього перевіряється яскравість пікселів, розташованих поруч із цільовим пікселем, та у шуканий піксель переносяться кольори відповідних сусідніх за умови, якщо їх яскравість співпадає. Ця техніка показала високі результати на зображеннях, у яких регіони, пофарбовані у різні кольори, також мають різні рівні яскравості або текстури. В інших випадках користувачеві необхідно спрямовувати пошук відповідностей між пікселями, уточнюючи зразки, які б вказували на відповідні регіони на двох зображеннях. Метод дозволяє отримати хороші результати, але для їх отримання митцю необхідно знайти зразки зображень, які б мали бажані кольори на регіонах з текстурями, схожими до тих, що мають бути колоризованими. Також складним може бути вибіркове налаштування результату у певних зонах.

В роботі [3] запропоновано вдосконалення описаної техніки шляхом додаткового аналізу у вхідному зображенні текстури регіону. Спочатку у довідковому зображенні помічаються декілька початкових «довідкових» зон. Далі будується відображення між малими околами пікселів та точками в просторі характеристик, сконструйованому для того, щоб розрізняти пікселі з різних регіонів, оснований на локальному частотному аналізі у каналі яскравості. Для колоризації монохромного зображення необхідно класифікувати кожний із вхідних пікселів, щоб знайти, якій з визначених раніше рис вони відповідають найліпше. Пікселю надається колір із відповідної області. Отримане зображення зі зразками кольору передається на вхід оптимізованого алгоритму Левіна [6], після чого генерується фінальне зображення. Проблемною залишається ідентифікація нечітких та складних границь в процесі сегментації зображення, часто цю задачу доводиться розв'язувати вручну.

У роботі [7] запропоновано підхід, який передає статистику кольору декількох опорних зображень, здобутих шляхом веб-пошуку, на вихідне зображення у відтінках сірого. Цей метод дає гарний результат, коли вихідне та опорні зображення мають подібний контент. Однак пошук опорних зображень вимагає багато часу та може бути проблемним для рідкісних об'єктів або складних сцен.

У роботах [2], [4], [12] розглядаються повністю автоматичні методи колоризації, які базуються на використанні нейронних мереж. На основі обробки великих об'ємів даних будується нейронна мережа, що встановлює відповід-

ність між відтінком сірого та кольором у просторі CIE Lab. Методи відрізняються в архітектурі їх згорткових нейронних мереж та цільовими функціями. В [12] використовується цільова функція у контексті задачі класифікації із збалансованими рідкими випадками, алгоритм в [4] використовує незбалансовану цільову функцію в контексті задачі класифікації, а в [2] використовується цільова функція в контексті задачі регресії. Певною проблемою цих алгоритмів є невизначеність границь кольору у складних для аналізу випадках.

Отже, існує багато різних методів колоризації, проте всі вони мають певні недоліки. Методи, що потребують зразків кольору, неможливо використовувати в автоматичних системах, часом вони вимагають значного втручання користувача. Методи автоматичної колоризації погано розв'язують задачу сегментації і тому часто генерують неприйнятні результати. Найбільш перспективними в цьому сенсі є методи на основі використання нейронних мереж.

Метою даної роботи є проектування моделі згорткової нейронної мережі, яка б якісно перетворювала напівтонові зображення на кольорові, та розробка автоматизованої системи, яка б реалізувала таку нейронну мережу, давала змогу здійснити її навчання та мала функцію автоматичної обробки вхідних монохромних зображень з можливістю отримання найвирогідніших їх кольорних представлень.

Постановка задачі. Задача колоризації полягає в тому, щоб для кожного пікселя вихідного зображення у відтінках сірого знайти значення червоної, зеленої та синьої складових у моделі RGB відповідного кольорового зображення. Формально модель колоризації може бути представлена у вигляді:

$$y = \varphi(x)$$

де x – вихідне зображення, що уявляє собою матрицю $n \times m$, елементами якої є значення яскравостей пікселів, $x \in \mathbb{R}^{n \times m \times 1}$; φ – деяке перетворення (наприклад, нейронна мережа); y – колоризоване RGB-зображення, $y \in \mathbb{R}^{n \times m \times 3}$. Задача полягає в тому, щоб знайти таке перетворення $\varphi(x)$, щоб отримані кольорові зображення були якомога більш реалістичними. Відзначимо, що задача не має єдиного розв'язку, оскільки різним кольоровим зображенням у може відповідати одне и те ж зображення x у відтінках сірого. Тому під реалістичністю зображення у будемо розуміти не відповідність оригінальному зображенню (яке може і не існувати), а візуальне сприйняття людиною.

Метод розв'язання задачі. В якості перетворення φ будемо розглядати згорткову нейронну мережу. Існує багато різновидів нейронних мереж, які є спробами змоделювати процеси, що відбуваються в мозку людини, і які використовуються в різних практичних цілях: в задачах прогнозування, для розпізнавання образів, в задачах керування тощо. Але саме згорткові нейронні мережі добре зарекомендували себе в обробці зображень. Як відомо, звичайні нейронні мережі отримують вхідні дані (вектор), після чого трансформують їх, пропускаючи через ряд прихованих шарів. Кожний прихований шар складається з множини нейронів, які зв'язані зі всіма нейронами попере-

днього шару, тобто кожний такий повнозв'язний шар можна представити як лінійний оператор, що з'єднує кожен вхідний нейрон з кожним вихідним та надає кожному зв'язку певний параметр – вагу. Останній повнозв'язний шар є вихідним, він генерує результат [8]. Проблемою звичайних нейронних мереж при використанні в задачах обробки зображень є велика кількість параметрів вже на зображеннях малих розмірів, оскільки кожен піксель зображення пов'язується з кожним нейроном. Так, для обробки зображення розміром 30x30 пікселів необхідно використати близько 0.5 мільйона параметрів. При збільшенні розмірів вхідного зображення кількість параметрів збільшується експоненціально до дуже великих значень. Величезна кількість параметрів може швидко привести до перенавчання – сильної адаптації мережі до навчальної вибірки [13]. Проблему надмірної кількості параметрів у задачах обробки зображень вирішують згорткові нейронні мережі. З технічної точки зору згорткові мережі уможливають обробку великих зображень через фільтрацію зв'язків між нейронами, з огляду на близькість оброблюваних пікселів. Два пікселя, що розташовані поруч, мають більшу вірогідність бути пов'язаними між собою, ніж два пікселя, що знаходяться поодаль один від одного. Замість того, щоб з'єднувати всі вхідні дані з всіма нейронами у певному шарі, згорткові нейронні мережі з'єднують кожен нейрон даного шару лише з малою підгрупою входів (наприклад, секції 3x3 або 5x5). Звідси, кожен нейрон відповідає лише за обробку певної секції зображення.

Згорткова нейронна мережа складається з серії шарів декількох типів. Зображення пропускається через ці шари, за допомогою повнозв'язного шару породжується вихід, в якості якого може виступати клас або вірогідність класу, який краще за все описує зображення.

Основним будівельним блоком згорткових нейронних мереж є згортковий шар. Параметри шару складаються з набору фільтрів для навчання, які мають невелике рецептивне поле. Під час проходження вперед кожен фільтр ковзає за шириною та висотою вхідних даних, при цьому обчислюється скалярний добуток даних фільтру та входу (виконується операція згортки):

$$y_j = \sum_i w_i x_i ,$$

де x_i – вхідні значення, w_i – вагові коефіцієнти фільтру, та формується двовимірний карта активацій, в якій записані відгуки цього фільтру на всіх просторових позиціях. Кожен згортковий шар уявляє собою набір таких фільтрів, що навчаються та мають однакові розміри. В результаті мережа навчається, а фільтри активуються за наявності тих чи інших візуальних ознак, таких як, наприклад, краї або деяка орієнтація кольорової плями [5]. Складання активаційних карт усіх фільтрів уздовж виміру глибини формує повний вихідний об'єм згорткового шару.

Розмір вихідного об'єму згорткового шару контролюють чотири параметри: глибина, просторовий розмір, крок та нульове доповнення. Глибина відповідає кількості фільтрів у шарі, просторовий розмір визначає ширину та висоту фільтру, крок задає крок, з яким ковзає кожен фільтр, а нульове доповнення дозволяє контролювати розміри карти активацій, доповнюючи вхід-

ний об'єм нулями навколо його границь, що дозволяє у бажаних випадках зберегти просторовий розмір вхідного об'єму.

Інший шар, що використовується у послідовності перетворень, є шар лінійної ректифікації (ReLU). У контексті нейронних мереж це шар активацій. Скалярний результат згортки попадає на функцію активації $f(x) = \max(0, x)$, яка здійснює операцію відсікання від'ємної частини скалярної величини. Використання такої функції активації дозволяє прискорити процес навчання та одночасно спростити обчислення в порівнянні з традиційними функціями типу гіперболічного тангенсу або сігмоїди. Саме така функція та її модифікації (Noisy ReLU, Leaky ReLU та ін.) на сьогоднішній день найбільш часто використовуються в згорткових нейронних мережах.

Підвибірковий шар – ще один шар, який застосовується в архітектурі згорткової нейронної мережі між послідовностями згорткових шарів. Основна задача полягає в послідовному зменшенні просторових габаритів зображення з метою зменшення кількості вхідних параметрів для наступного шару i , відповідно, обчислювальних операцій у мережі, що запобігає перенавчанню. Також операція підвибірки забезпечує інваріантність щодо розміщення об'єкту на зображенні. Підвибіркові шари працюють незалежно від глибини даних на вході та масштабують весь об'єм просторово. Існує декілька нелінійних функцій, які використовуються для реалізації даної концепції, серед яких найбільш популярною є максимізаційна підвибірка. Ця функція ділить вхідну матрицю на певні регіони, що не перекриваються, та для кожного регіону виводить найбільше значення з нього. Найпопулярнішими є підвибіркові шари з фільтрами розміру 2×2 та кроком 2. Такі шари знижують розмірність кожного зрізу глибини вхідних даних в два рази за шириною та висотою, відкидаючи при цьому 75% елементів активації. При кожній операції максимуму в цьому випадку обирається максимальна величина з 4-х чисел (рис.1). Глибина при цьому залишається незмінною.

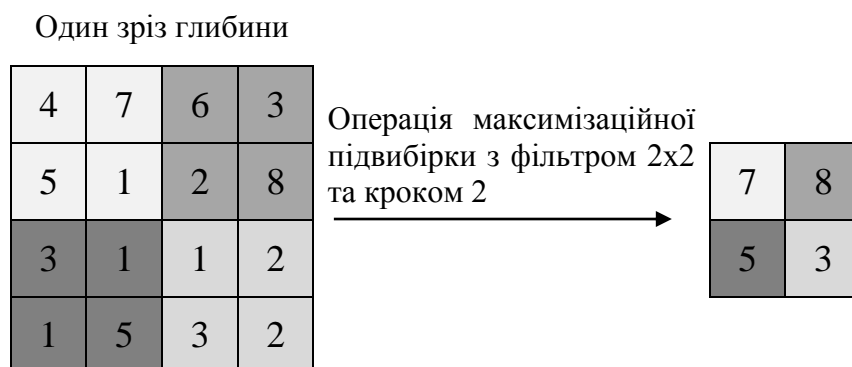


Рис.1. Приклад роботи операції максимізаційної підвибірки

Окрім максимізаційної підвибірки існують інші підвибіркові операції, такі як середнє арифметичне та середнє квадратичне. Але на практиці максимізаційна підвибірка працює ефективніше.

Отже, загальна структура згорткової нейронної мережі зазвичай має такий вигляд:

$$INPUT \rightarrow ((CONV \rightarrow ReLU) * N \rightarrow POOL?) * M \rightarrow (FC \rightarrow ReLU) * K \rightarrow FC,$$

де *INPUT* – вхідне зображення, *CONV* – згортковий шар, *ReLU* – шар лінійної ректифікації, *POOL?* – можливий підвибірковий шар, *FC* – повнозв'язний шар, знак «*» позначає повторюваність блоку певну кількість разів.

Головною відмінністю нейронних мереж, що використовуються для коло-ризації, від інших мереж є те, що для них є важливим положення пікселя у просторі. Розмір зображення та відношення сторін при роботі зі згортковими мережами залишається незмінним, в той час як інші мережі можуть спотворювати зображення без помітного впливу на результат роботи мережі. Наприклад, нейронна мережа, що проводить класифікацію, може нехтувати деякою його просторовою деформацією. Відзначимо, що підвибірковий шар ущільнює інформацію про наявні в зображенні характеристики, проте одночасно зменшує розмір зображення та спотворює відносну відстань між об'єктами на зображенні. Тому для зменшення розміру опрацьованих зображень пропонується використовувати крок розміром 2x2, що також підвищує щільність інформації, проте не деформує її (рис.2).

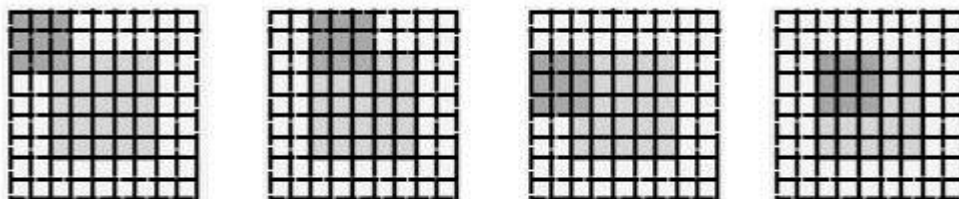


Рис.2. Приклад дії кроку (3x3) з нульовим доповненням розміру (2x2)

Для збереження відношення та розмірів сторін у зображенні будемо використовувати шар підвищення частоти дискретизації, на якому здійснюється нульове доповнення до вхідного зображення (рис.3).

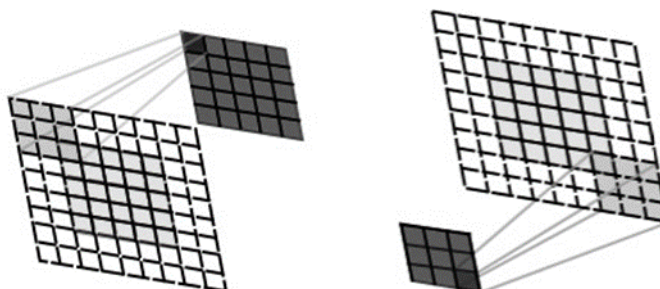


Рис.3. Приклад роботи згортки (ліворуч) та підвищення частоти дискретизації (праворуч).

Модель нейронної мережі. За основу структури нейронної мережі було обрано нейронну мережу VGG16 [10], яка представлена у двох варіантах: перший містить 16 шарів, другий – 19. Головна ідея цієї мережі полягає в тому, що усі згорткові шари даної мережі роблять лише згортки розміром 3x3 та

вибірки розміром 2×2 . Ця мережа демонструє важливість глибини нейронної мережі – чим глибша мережа, тим кращий результат. Недоліком такої мережі є те, що вона зазвичай дуже велика та містить близько 160 мільйонів параметрів, більшість з яких припадає на повнозв'язані шари.

В розроблюваній мережі пропонується також використовувати прості згортки, але підвибірки замінити на необхідне нульове доповнення з кроком (2×2). Таким чином, структура нейронної мережі, що пропонується, складається з 13 згорткових шарів (*CONV*) та трьох шарів підвищення дискретизації. Фільтри усіх шарів мають розмір 3×3 , функція активації усіх згорткових шарів *ReLU*, за виключенням останнього. Нижче наведена структура мережі, що пропонується. Числа в описі згорткових шарів визначають кількість фільтрів відповідного шару. Отже, структура мережі має наступний вигляд:

1. *INPUT*: вхідне зображення розміром $256 \times 256 \times 1$, тобто з одним каналом яскравості.
2. *CONV* – 64, нульове доповнення до розміру вихідного зображення.
3. *CONV* – 64, нульове доповнення до розміру вихідного зображення, крок 2.
4. *CONV* – 128, нульове доповнення до розміру вихідного зображення.
5. *CONV* – 128, нульове доповнення до розміру вихідного зображення, крок 2.
6. *CONV* – 256, нульове доповнення до розміру вихідного зображення.
7. *CONV* – 256, нульове доповнення до розміру вихідного зображення, крок 2.
8. *CONV* – 512, нульове доповнення до розміру вихідного зображення.
9. *CONV* – 256, нульове доповнення до розміру вихідного зображення.
10. *CONV* – 128, нульове доповнення до розміру вихідного зображення.
11. Шар підвищення дискретизації з фактором 2.
12. *CONV* – 64, нульове доповнення до розміру вихідного зображення.
13. Шар підвищення дискретизації з фактором 2.
14. *CONV* – 32, нульове доповнення до розміру вихідного зображення.
15. *CONV* – 2, функція активації гіперболічного тангенсу, нульове доповнення до розміру вихідного зображення.
16. Шар підвищення дискретизації з фактором 2.

Така архітектура є досить простою, проте, як показала практична реалізація, достатньо ефективною для отримання правдоподібної колоризації.

Програмна реалізація системи автоматичної колоризації. Розроблена система колоризації зображень складається з двох частин, одна з яких здійснює побудову та тренування нейронної мережі, а інша використовує отриману нейронну мережу для генерації кольорових зображень з вхідних зображень у відтінках сірого. Для розробки системи використано мову програмування Python, а також нейромережеві бібліотеки Tensorflow та Keras. Графічний інтерфейс користувача додатку було розроблено за допомогою мови Kв.

Тренування нейронної мережі відбувалося за допомогою хмарного сервісу Paperspace [9], який надає послуги віддаленої робочої станції для важких обчислень та складних візуалізацій. Для тренування була використана вибірка Caltech-256 [1], яка містить 256 категорій об'єктів та додаткову категорію, що можна описати як шум, тобто зображення, що важко віднести до будь-якої категорії. У кожній категорії знаходиться щонайменше 80 об'єктів. Всього вибірка містить 30608 зображень. Категорії включають в себе такі класи об'єктів як «тварини», «люди», «комахи», «рослини» та інше. Для мінімізації в процесі навчання використовується середньоквадратична функція. Після того, як модель натренована, скрипт зберігає її структуру та отримані ваги в окремому файлі, який в подальшому використовується для генерації інших кольорових зображень.

Для здійснення колоризації користувач має завантажити зображення до системи. Варто зауважити, що хоч користувач може обрати будь-яке зображення, нейронна мережа приймає лише зображення розміру 256x256. Тому спочатку зображення буде зменшено по меншій стороні до 256 пікселів, а потім обрізано таким чином, щоб сторони мали відношення 1:1. Процес колоризації займає приблизно 1-2 хвилини на комп'ютері з 4Гб оперативної пам'яті та двоядерним процесором. Результат відображається у відповідному віджеті та може бути збережений у файлі.

Аналіз результатів. Розроблена система була протестована на низці зображень у відтінках сірого. Тестування показало, що система виконує досить правдоподібну колоризацію певних об'єктів. Так, прийнятні результати були отримані при колоризації пейзажів, звичайних тварин, портретних фото. Порівняння з оригінальними зображеннями показало, що кольори в більшості випадків були визначені вдало, але мали дещо холодніші відтінки. В той же час колоризація дає гірші результати, коли вхідне зображення містить схожі, але дещо інші об'єкти. Так, наприклад, на зображенні пустелі система не розпізнала правильно пісок та надала йому блакитного відтінку, тобто розпізнала його як водну поверхню. Також треба відзначити, що система погано колоризує дрібні деталі зображень та речі, що можуть бути різних кольорів (м'яч, рюкзак та ін.). Крім того можна зробити загальне припущення, що коли система не може правильно класифікувати об'єкт, вона фарбує його в коричневий колір або відтінки септії як найбільш схожі на всі інші кольори. При колоризації фото з зображеннями людей система правильно розфарбувала обличчя та волосся людей, проте надала одязі лише коричневі відтінки. Варто зазначити, що система показала низькі результати для зображень, які містять лише фрагменти об'єктів або дані об'єкти були представлені у навчальній вибірці занадто різними кольорами. Такі зображення набували кольорів септії або залишалися коричневими.

Висновки. В роботі була проаналізована задача колоризації зображень та можливість її розв'язання за допомогою згорткової нейронної мережі. Була розглянута структура згорткової нейронної мережі та визначені типи шарів, які доцільно використовувати для розв'язання задачі колоризації, запропоно-

вано структура мережі на основі моделі VGG16. Практичним результатом роботи є програмна система, яка складається з двох частин. Перша частина включає скрипт для побудови та навчання згорткової нейронної мережі. Друга частина містить додаток, що інкапсулює відповідну нейронну мережу та здійснює автоматичну колоризацію зображень у відтінках сірого. Тестування показало, що на багатьох типах зображень система генерує досить правдоподібні кольори.

Бібліографічні посилання

1. **Griffin, G.** Holub, AD. Perona, P. The Caltech 256. [Електронний ресурс] – Режим доступу: http://www.vision.caltech.edu/Image_Datasets/Caltech256/
2. **Iizuka, S.** Let there be Color!: Joint End-to-end Learning of Global and Local Image Priors for Automatic Image Colorization with Simultaneous Classification [Text] / S. Iizuka, E. Simo-Serra, H. Ishikawa. ACM Transactions on Graphics (Proc. of SIGGRAPH 2016) 35(4) (2016)
3. **Irony, R.** Colorization by example [Text] / R. Irony, D. Cohen-Or, D. Lischinski // Eurographics Symp. on Rendering, vol. 2. Citeseer, 2005, pp. 277–280.
4. **Larsson, G.** Learning representations for automatic colorization [Text] / G. Larsson, M. Maire, G. Shakhnarovich // In: European Conference on Computer Vision, pp. 577–593. Springer (2016).
5. **Krizhevsky, A.** Imagenet classification with deep convolutional neural networks [Text] / A. Krizhevsky, I. Sutskever, G.E Hinton // Advances in neural information processing systems. – [S. l.: s. n.], 2012. – P. 1097–1105.
6. **Levin, A.** Colorization using Optimization [Electronic resource] / A. Levin, D. Lischinski, Y. Weiss // ACM SIGGRAPH 2004 Papers, 2004, pp. 689–694.
7. **Liu, X.** Intrinsic colorization [Text] / X. Liu, L. Wan, Y. Qu, T.-T. Wong, S. Lin, C.-S. Leung, and P.-A. Heng, // In TOG, vol. 27, no. 5. ACM, 2008, p. 152.
8. **Nielsen, M.** Neural Networks and Deep Learning [Електронний ресурс] – Режим доступу: <http://neuralnetworksanddeeplearning.com/index.html>
9. Paperspace: the first cloud built for the future. Powering next-generation application and cloud ML/AI pipelines. [Електронний ресурс] – Режим доступу: <https://www.paperspace.com>.
10. **Simonyan, K.** Very deep convolutional networks for large-scale image recognition [Text] // K. Simonyan, A. Zisserman. In Proc. Int. Conf. Learn. Represent., 2015.
11. **Welsh, T.** Transferring color to greyscale images [Text] / T. Welsh, M. Ashikhmin, K. Mueller // ACM SIGGRAPH 2002 Conference Proceedings (2002) pp. 277–280.
12. **Zhang, R.** Colorful Image Colorization. [Electronic resource] / R. Zhang, P. Isola, A. A. Efros – Access mode: <https://arxiv.org/abs/1603.08511>.
13. Свёрточные нейронные сети: взгляд изнутри [Електронний ресурс] – Режим доступу: <http://ru.datasides.com/code/cnn-convolutional-neural-networks>

Надійшла до редколегії 25.02. 2019