

Є.К. ЗАВАЛЬНІЮК, О.Н. РОМАНІЮК
Вінницький національний технічний університет
Т.І. КОРОБЕЙНІКОВА
Національний університет «Львівська політехніка»

ВИСОКОПРОДУКТИВНЕ НЕЙРОМЕРЕЖЕВЕ ЗАФАРБОВУВАННЯ ТРИВИМІРНИХ ФІГУР НА ОСНОВІ МОДЕЛІ PIX2PIX

У статті розроблено двоетапну систему з генеративних нейромереж для зафарбовування тривимірних фігур. Проаналізовано переваги й недоліки стандартних підходів до рендерингу тривимірних зображень. Описано особливості нейронного рендерингу. Розглянуто нейромережеві напрями генерації зафарбованих зображень із геометричних даних фігур і двовимірних ескізів, отримання геометричних даних із зображень. Описано особливості будови й використання генеративних змагальних нейромереж для формування зображень. Обґрунтовано необхідність розробки нових методів нейронного рендерингу для підвищення продуктивності зафарбовування поверхонь тривимірних фігур. Описано запропоновану систему нейромережевого зафарбовування фігур, що включає моделі Pix2Pix, для формування зображень і покращення їх якості. Розроблено набір для тренування нейромережі на основі масиву фігур ShapeNet. Запропоновано об'ємне подання інформації про вершини фігури, що використовується на вході нейромережевої системи. Описано архітектури генератора й дискримінатора Pix2Pix для зафарбовування фігур. Наведено інформацію про тривалість тренування нейромережі та використані метрики похибки. Побудовано графік зміни похибок дискримінатора й генератора під час тренування Pix2Pix для зафарбовування фігур. За допомогою метрики SSIM і тестового набору фігур обчислено рівень якості генерації зображень. Описано архітектури генератора та дискримінатора Pix2Pix для покращення якості й масштабування генерованих зображень. Побудовано графік зміни метрик помилок генератора та дискримінатора під час тренування Pix2Pix для підвищення якості зображень. Наведено приклади згенерованих двоетапною нейромережевою системою зображень зафарбованих фігур. На основі метрики SSIM оцінено якість згенерованих на другому етапі системи зображень. Порівняно швидкість зафарбовування фігур за допомогою запропонованої системи й рендера Blender Eevee. Розроблена нейромережева система дає змогу генерувати реалістичні зображення та підвищити продуктивність зафарбовування поверхонь фігур.

Ключові слова: рендеринг, нейронний рендеринг, Pix2Pix, генеративні нейромережі, згорткові нейромережі.

Ye.K. ZAVALNIUK, O.N. ROMANIUK
Vinnytsia National Technical University
T.I. KOROBEGINIKOVA
Lviv Polytechnic National University

HIGHLY PRODUCTIVE NEURAL SHADING OF THREE-DIMENSIONAL FIGURES USING PIX2PIX MODEL

In the article the generative neural networks-based two-stage system for three-dimensional figures shading is developed. The advantages and disadvantages of standard three-dimensional images rendering approaches are analyzed. The features of neural rendering are analyzed. The neural research directions of generating shaded images from figures' geometrical data and two-dimensional sketches, getting geometrical data from images are examined. The features of architecture and usage of generative adversarial networks are described. The need in the development of new neural rendering methods for increasing the productivity of three-dimensional figures' surfaces shading is justified. The proposed system for figures neural shading that contains Pix2Pix models for images formation and improving their quality is described. The development of dataset based on ShapeNet figures array for neural network training is described. The proposed volumetric representation of figures' vertices information that is used as neural system input is examined. The architectures of generator and discriminator of Pix2Pix for figures shading are described. The information about neural network training duration and used error functions is provided. The plots of discriminator's and generator's error functions changes during the Pix2Pix training for figures shading are built. Using the SSIM metric and test figures dataset the image generation quality level is evaluated. The architectures of generator and discriminator of Pix2Pix for improving the quality of generated images and their scaling are described. The plots of generator's and discriminator's error metrics changes during the training of Pix2Pix for images quality improvement are built. The examples of generated by two-stage neural system shaded figures images are provided. Using the SSIM metric the quality of generated by the second system's stage images is evaluated. The speed of figures shading using the proposed system and render Blender

Evenly are compared. The developed neural system allows to generate realistic images and improve the productivity of figures' surfaces shading.

Key words: rendering, neural rendering, Pix2Pix, generative neural networks, convolutional neural networks.

Постановка проблеми

Однією з головних вимог до сучасних тривимірних графічних систем є висока продуктивність формування зображень. Ця вимога особливо важлива в системах реального часу. На продуктивність формування зображень значно впливає вибір методів та алгоритмів рендерингу [1], що характеризується найбільшою обчислювальною складністю серед етапів графічного конвеєра. Найбільш затратною операцією рендерингу є зафарбовування [2] поверхні об'єкта. Зафарбовування поверхні об'єкта включає розрахунок нормалей вершин геометричних примітивів, інтерполяцію нормалей, розрахунок для кожної точки напрямів освітлення, відбиття до спостерігача, дзеркального відбиття. Методи, що підвищують продуктивність зафарбовування поверхонь об'єктів, мають наближено зберегти рівень якості візуалізації оригінальних методів.

Тому актуальною є розробка нових методів зафарбовування об'єктів, що забезпечать високопродуктивне формування реалістичних зображень.

Аналіз останніх досліджень та публікацій

Основними двома традиційними підходами [3] до рендерингу є растеризація та трасування променів. Растеризація [3] полягає в трансформації тривимірної сукупності геометричних примітивів об'єкта у двовимірний масив зафарбованих пікселів. Колір кожного пікселя враховує інформацію про освітлення, матеріал поверхні, положення камери. Метод забезпечує швидше формування зображення порівняно з трасуванням променів. Недоліком підходу є недостатньо точне відображення взаємодії променів світла з об'єктами сцени. Використання трасування променів [3] забезпечує формування фото реалістичних зображень. З камери через окремий піксель направляється промінь (або пучок променів) до поверхні об'єкта сцени. За рахунок взаємодії променя зі сценою може моделюватися його відбиття, заломлення чи блокування. На основі цієї взаємодії формується значення кольору пікселя. Основним недоліком методу є висока обчислювальна складність, тому часто трасування променів застосовується лише для формування високо реалістичних сцен.

Третім підходом до формування тривимірних зображень на основі геометрії сцени є рендеринг із використанням нейромереж (нейронний рендеринг [4]). За допомогою натренованих нейромереж можливе більш швидке формування зображення, ніж засобами стандартного рендерингу, з невеликими втратами в якості візуалізації. Недоліком підходу є те, що нейромережева генерація, на відміну від растеризації та трасування променів, не є детерміністичною. Тому під час формування зображень можливі помилки. Першим із трьох основних напрямів [5] нейронного рендерингу є генерація зображення із зображень. Вхідним зображенням можуть уважатися малорозмірні дані про фігуру або її креслення. Другий напрям [5] нейронного рендерингу полягає у формуванні зображень відносно геометричних даних. Серед можливих форм [5] подання геометрії об'єкта виділяються воксельна сітка, хмара точок, полігонна сітка. Використання на вході нейромережі геометричних даних порівняно з використанням двовимірних зображень забезпечує більш повне відображення просторових особливостей об'єктів. Третій напрям [5] належить до зворотного рендерингу та полягає в отриманні геометричних даних фігури із зображення. Стандартним підходом до генерації зображень є використання GAN (generative adversarial networks – генеративних змагальних нейромереж) [6]. GAN є двоагентною системою, що полягає в змаганні генератора й дискримінатора. Завданням генератора є згенерувати зображення такої якості, що дискримінатор не зможе відрізнити від справжнього. Зазвичай генератор є комбінацією згорткової та зворотної згорткової нейромереж (наприклад, U-Net), дискримінатор є згортковою нейромережею. Для обробки зображень застосовуються операції двовимірних згорток, а під час обробки об'ємних даних застосовується тривимірна

згортка. Іншим підходом до генерації зображень є пряме використання [5] комбінації згорткової та зворотної згорткової нейронних мереж.

Оскільки нейронний рендеринг забезпечує вираш у продуктивності [7] формування реалістичних тривимірних сцен, актуальною є розробка систем нейронного зафарбовування об'єктів.

Мета дослідження

Мета статті – розробка нейромережевої системи, що забезпечить підвищення продуктивності рендерингу тривимірних зображень.

Виклад основного матеріалу дослідження

Розглянемо загальну архітектуру системи нейромережевого зафарбовування поверхонь тривимірних фігур.

Для високопродуктивного нейромережевого зафарбовування фігур запропоновано використання системи з двох генеративних нейромереж (GAN). Архітектуру обрано з урахуванням спрямованості GAN на генерацію зображень.

Схему системи зображено на рис. 1. Перша нейромережа на вході приймає тривимірну інформацію про вершини фігури, на виході формується двовимірне зображення зафарбованої фігури розміром $64 \times 64 \times 3$. Друга нейромережа масштабує генероване зображення до розміру $256 \times 256 \times 3$ та підвищує рівень його якості.

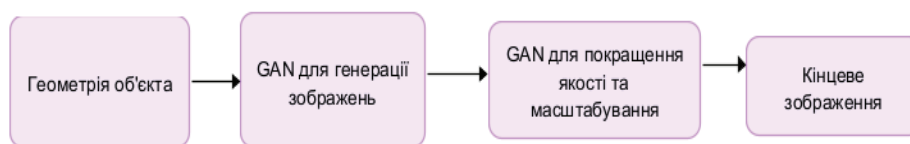


Рис. 1. Схеми запропонованої нейромережевої системи зафарбовування тривимірних фігур

Це забезпечує підвищену ефективність тренування нейромережевої системи й досить високу якість генерованих зображень.

Тренувальний набір сформований на основі вибірки з 1041 тривимірної фігури набору .obj файлів ShapeNet [8]. В основному вибірка набору включає фігури автомобілів, меблів, літаків. З кожного .obj файлу набору зчитується набір вершин і подається у вигляді куба чисел розмірністю $64 \times 64 \times 64$ (значення вибрані з урахуванням обчислювальної складності й точності подання фігури). Об'ємне подання тривимірних фігур обрано з метою повноцінного відображення їх просторових характеристик.

Одиниця означає наявність вершини фігури в елементі об'єму, нуль означає відсутність вершини в елементі. Поділ на 64 проміжки по кожній з осей здійснюється відносно максимальних і мінімальних світових координат вершин набору. Набір сформованих об'ємних подань фігур становить вхідні тренувальні значення першого етапу нейромережевої системи. На рис. 2 зображено приклад об'ємного подання фігури автомобіля (двовимірна проекція).



Рис. 2. Проекція об'ємного подання набору вершин фігури автомобіля

Цільовими значеннями нейромережі першого етапу системи є зображення зафарбованих тривимірних фігур розміром 64×64 (рис. 3). Для зафарбовування використано програмний засіб Blender 3.3, графічний двигун Eevee, модель освітлення Шліка.



Рис. 3. Приклад цільових зображень тренувального набору

Для спрощення зафарбовування вважається, що положення камери стає, колір зафарбовування червоний.

Для етапу зафарбовування тривимірних фігур обрано архітектуру на основі генеративної нейромережі Pix2Pix [9; 10]. На рис. 4 зображено схему складової генератора, що відповідає за формування зображень. На вхід генератора подається сформований тривимірний об'єм розмірністю $64 \times 64 \times 64 \times 1$ (InputLayer). Над кубом здійснюється тривимірна згортка (Conv3D), розмірність стає $32 \times 32 \times 32 \times 64$. Над результатом згортки обчислюється функція активації Leaky ReLU. Тричі виконується послідовність з тривимірної згортки, пакетної нормалізації (BatchNormalization), Leaky ReLU. Далі здійснюється тривимірна згортка та застосовується функція активації ReLU. Розмірність даних стає $2 \times 2 \times 2 \times 512$. Розпочинається процес зворотної згортки. Чотири рази повторюється послідовність кроків, за якої здійснюється тривимірне транспонування згорткового шару (Conv3DTranspose), пакетна нормалізація, операція виключення (Dropout, запобігає перенавченню нейромережі), конкатенація з відповідним за розмірністю результатом етапу згортки, застосування ReLU. Дані розмірністю $32 \times 32 \times 32 \times 128$ за допомогою Conv3DTranspose перетворюються в куб розміром $64 \times 64 \times 64 \times 1$. Після видалення одиничного виміру куба до нього застосовуються дві операції двовимірної згортки (Conv2D). Розмірність куба стає $64 \times 64 \times 3$. Останнім етапом перетворень є застосування до куба функції активації tanh.

На рис. 5 зображено схему складової дискримінатора, що відрізняє сформовані у Blender зображення фігур від згенерованих. На вхід дискримінатора подаються тензор геометрії фігури розмірністю $64 \times 64 \times 64 \times 1$ і тензор зображення розмірністю $64 \times 64 \times 3 \times 1$. Обидва тензори об'єднуються в тензор розмірністю $64 \times 64 \times 67 \times 1$. Двічі над тензором здійснюються тривимірна згортка й застосування функції Leaky ReLU. Тричі повторюється послідовність із тривимірної згортки, пакетної нормалізації та застосування Leaky ReLU. Після наступної тривимірної згортки розмір тензора стає $4 \times 4 \times 5 \times 1$. До тензора застосовується сигмоїдна функція активації. Вихідний тензор дискримінатора використовується для визначення, чи є зображення згенерованим.

Для тренування нейромережі використано 100 ітерацій, кожна з яких включала 1041 крок. Тривалість одного кроку – близько 90 мс. Використано три функції помилки – $d1$, $d2$, g . $d1$ є бінарною крос-ентропією та подає здатність дискримінатора виявляти створені у Blender зображення. $d2$ також є бінарною крос-ентропією та подає здатність дискримінатора виявляти згенеровані зображення. g подає точність генерації зображень і поєднує метрику MSE (mean squared error) зі змагальною похибкою (відображає здатність генератора «обманювати» дискримінатор). На рисунку 6 зображено графік зміни $d1$, $d2$, g під час тренування нейромережі.

Тестовий набір для перевірки роботи нейромережі включає 77 пар об'ємів фігур (вибірка з набору ShapeNet [8]) і цільових зображень.

На рис. 7 зображено пари сформованих у Blender і генерованих зображень на основі фігур тестового набору.

Для оцінювання якості генерації зображень з фігур тестового набору використано метрику SSIM [11; 12], що враховує структурну подібність між зображеннями. Оцінкою якості генерації є відсоток зображень, що відповідають рівням метрики MOS [13; 14] «чудово» та «добре». Значення SSIM діапазону [0.93,1] відповідають [11] MOS «чудово», значення діапазону [0.85,0.93] – MOS «добре», значення діапазону [0.75,0.85] – MOS «прийнятно». Близько 85% генерованих зображень відповідають оцінкам, вищим за «прийнятно». 100% генерованих зображень відповідають оцінкам, не меншим за «прийнятно».

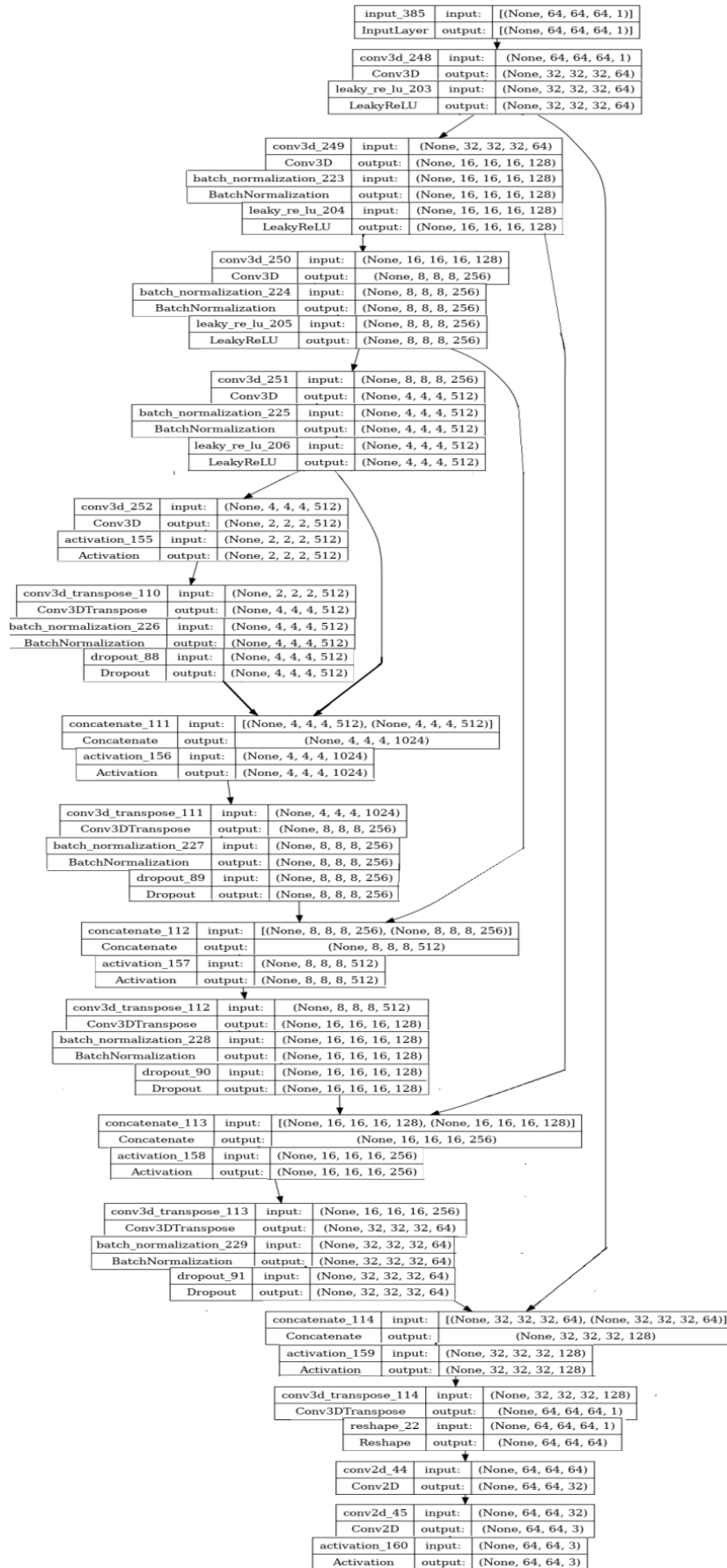


Рис. 4. Схема генеративної складової Pix2Pix

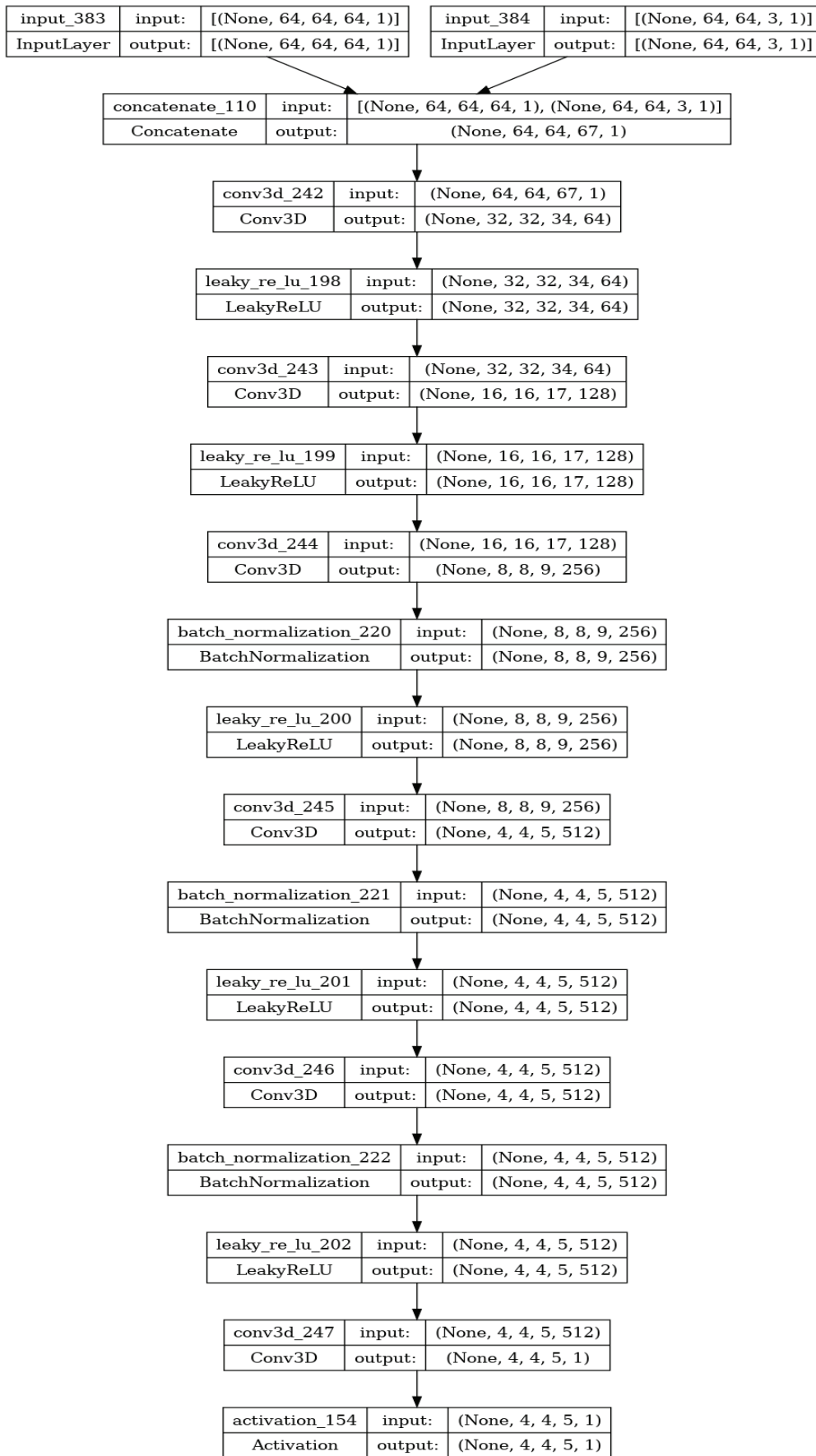


Рис. 5. Схема дискримінатора Pix2Pix

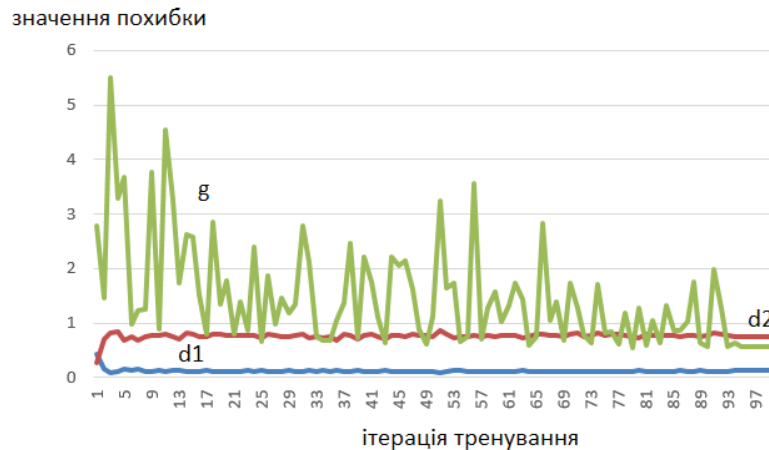


Рис. 6. Графік зміни $[0.93,1]$ під час тренування нейромережі



Рис. 7. Згенеровані та сформовані у Blender (справжні) зображення тестових фігур

Розглянемо етап покращення якості та збільшення розміру генерованих зображень.

Описана архітектура нейромережі для генерації зображення з об'єму тривимірної фігури забезпечує кінцеву розмірність 64×64 . Також якість генерованих зображень неповною мірою відповідає якості цільових зображень. Тому важливою є можливість збільшення зображення з покращенням рівня його якості. Як кінцевий розмір зображення обрано розмірність 256×256 . Для покращення якості генерованих зображень аналогічно використано архітектуру Pix2Pix [9; 10].

На вході генератора нейромережі подається генероване зображення розміром 64×64 посеред білого квадрату розміром 256×256 . Замість операцій тривимірної згортки, використовуються операції двовимірної згортки, оскільки в цьому випадку обробляється двовимірне зображення. Вхідне зображення піддається двовимірній згортці, до результату згортки застосовується функція Leaky ReLU. Шість разів повторюється послідовність із двовимірної згортки, пакетної нормалізації та застосування Leaky ReLU. Фаза згортки завершується двовимірною згорткою та застосуванням функції ReLU. Розмірність тензора становить $1 \times 1 \times 512$. Далі тричі повторюється послідовність зі зворотної двовимірної згортки, пакетної нормалізації, виключення, об'єднання тензора з відповідним результатом фази згортки, застосування ReLU. Чотири рази повторюється аналогічна послідовність без операції виключення. Останніми етапами генератора є зворотна двовимірна згортка й застосування функції активації tanh, після чого формується фінальне зображення розміром $256 \times 256 \times 3$.

На вхід дискримінатора подаються згенероване генератором і сформоване у Blender зображення розміром $256 \times 256 \times 3$. Зображення об'єднуються в тензор розміром $16 \times 16 \times 1$. Після двовимірної згортки тензора й застосування Leaky ReLU чотири рази повторюється послідовність з двовимірної згортки, пакетної нормалізації, використання Leaky ReLU. Після двовимірної згортки тензор має розмір $16 \times 16 \times 1$. До тензора застосовується сигмоїдна функція активації.

Схема архітектури складової дискримінатора Pix2Pix зображена на рис. 8. Схема архітектури складової генератора Pix2Pix зображена на рис. 9.

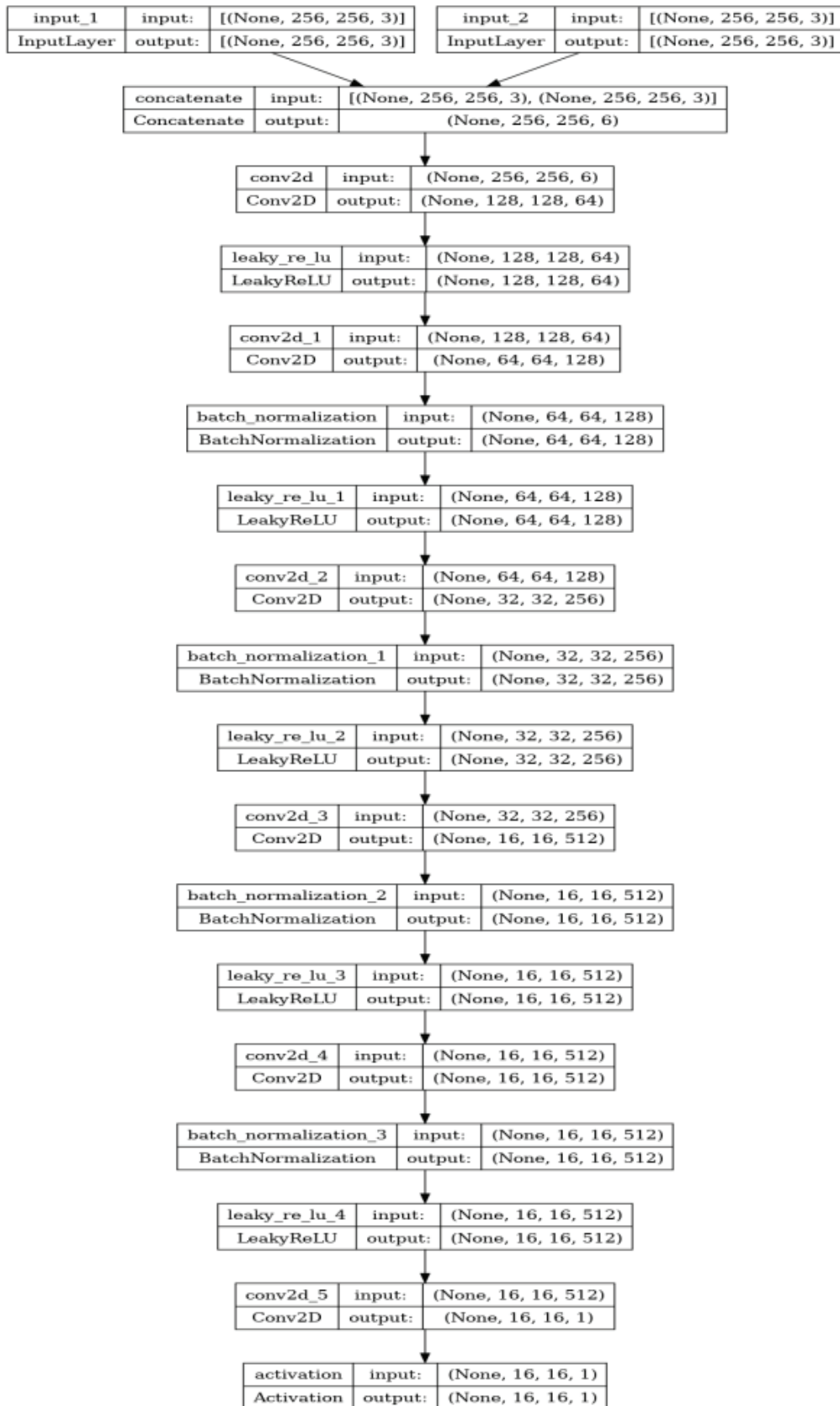


Рис. 8. Архітектура дискримінатора Pix2Pix для покращення якості генерованих зображень

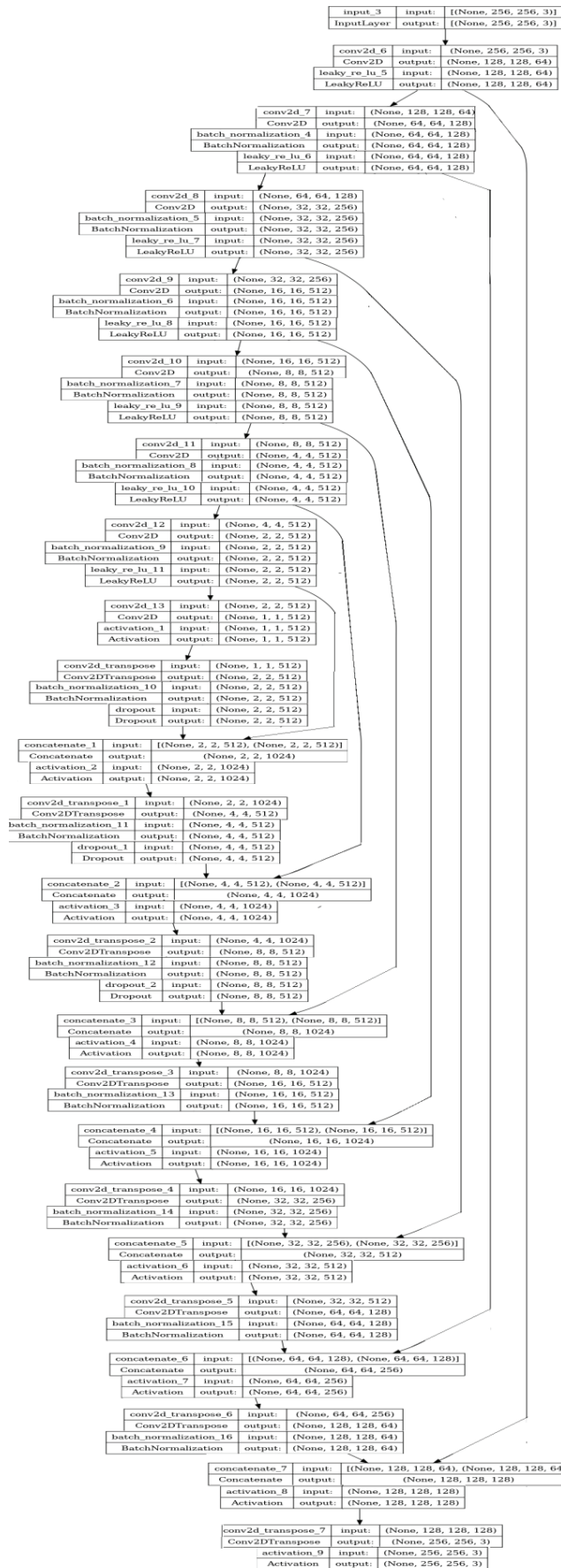


Рис. 9. Архітектура генератора Pix2Pix для покращення якості генерованих зображень

Тренування Pix2Pix для підвищення якості генерованих зображень здійснювалося 100 ітерацій, кожна ітерація вміщувала 1041 крок. Тривалість кроку становила близько 80 мс. Тренувальний набір включає 1041 згенероване першою нейромережею зображення та відповідні сформовані у Blender цільові зображення розміром $256 \times 256 \times 3$.

На рис. 10 зображено графік зміни $d1$, $d2$, g під час тренування нейромережі для підвищення якості генерованих зображень.

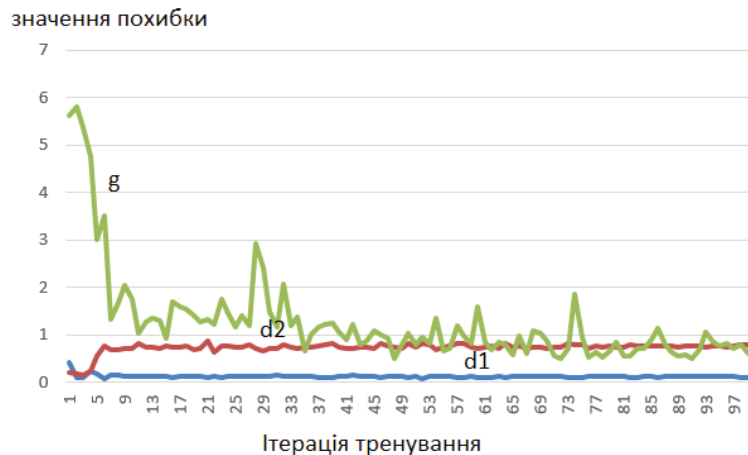


Рис. 10. Графік зміни $d1$, $d2$, g під час тренування нейромережі для підвищення якості генерованих зображень

Тестовий набір для перевірки точності роботи другої нейромережі включає 77 пар генерованих і цільових зображень розміром $256 \times 256 \times 3$.

На рис. 11 зображено приклади покращених генерованих зображень нейромережею (на основі фігур тестового набору).

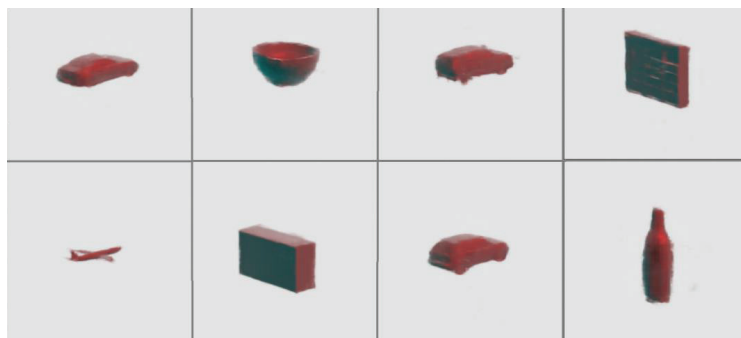


Рис. 11. Приклади покращених генерованих зображень другою нейромережею

Список використаної літератури

1. Романюк О.Н. Комп'ютерна графіка : навчальний посібник. Вінниця : ВДТУ, 1999. 130 с.
2. Романюк О.Н., Романюк С.О., Романюк О.В. Основні процедури графічного конвеєра. *Інформаційні технології в культурі, мистецтві, освіті, науці, економіці та бізнесі* : матеріали VII Міжнародної науково-практичної конференції. Київ, 2022. С. 44–47.
3. Saleem U. Ray Tracing vs Rasterized Rendering – Explained. *Appuals*. URL: <https://appuals.com/ray-tracing-vs-rasterized-rendering-explained/> (accessed 25.08.2023).
4. The Overview of Neural Rendering / E.K. Zavalniuk et al. *Modern Engineering and Innovative Technologies*. 2023. Issue № 27. Part 1. P. 129–134.
5. RenderNet: A deep convolutional network for differentiable rendering from 3D shapes / T. Nguyen-Phuoc et al. *NeurIPS 2018*. Montreal, 2018. P. 7891–7901.

6. Generative adversarial networks / I. Goodfellow et al. *Communications of the ACM*. 2020. Issue 11. P. 139–144.
7. Harris-Dewey J., Klein R. Generative Adversarial Networks for Non-Raytraced Global Illumination on Older GPU Hardware. *International Journal of Electronics and Electrical Engineering*. 2022. № 1. P. 1–7.
8. ShapeNet: official web site. URL: <https://shapenet.org> (accessed 25.08.2023).
9. Brownlee J. How to Develop a Pix2Pix GAN for Image-To-Image Translation. *MachineLearningMastery*. URL: <https://machinelearningmastery.com/how-to-develop-a-pix2pix-gan-for-image-to-image-translation/> (accessed on: 25.08.2023).
10. Image-to-Image Translation with Conditional Adversarial Networks / P. Isola et al. *2017 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*. Honolulu, 2017. P. 5967–5976.
11. An approach to correlation of QoE metrics applied to VoD service on IPTV using a Diffserv Network / D. Botia et al. *IEEE LATINCOM 2012*. Cuenca, 2012. P. 140–144.
12. Завальнюк Є.К., Романюк О.Н. Огляд метрик порівняння якості зображень. *Молодь в науці: дослідження, проблеми, перспективи (МН-2023)* : матеріали Всеукраїнської науково-практичної інтернет-конференції. Вінниця, 2023. С. 571–574.
13. The Analysis Of Subjective Metrics and Expert Methods for Image Quality Assessment / O.N. Romanyuk et al. *Intellektuelles Kapital – die Grundlage für innovative Entwicklung: Technik, Informatik, Landwirtschaft. Monografische Reihe «Europäische Wissenschaft»*. Karlsruhe : ScientificWorld-NetAkhatAV, 2023. 174 p.
14. Streijl R.C., Winkler S., Hands D. Mean opinion score (MOS) revisited: methods and applications, limitations and alternatives. *Multimedia Systems*. 2016. № 2. P. 213–227.

References

1. Romanyuk, O. N. (1999). *Kompiuterna hrafika : Navchalnyi posibnyk – [Computer Graphics: a Tutorial]*. Vinnytsia : VDTU. [in Ukrainian]
2. Romanyuk, O.N., Romanyuk, S.O. & Romanyuk, O.V. (2022). Osnovni protsedury hrafichnoho konveiera – [Basic Procedures of the Graphic Pipeline], *Informatsiini tekhnologii v kulturi, mystetstvi, osviti, nauksi, ekonomitsi ta biznesi* : materialy VII Mizhnarodnoi naukovo-praktychnoi konferentsii – [Information technologies in culture, art, education, science, economy and business : proceedings of the VII International Scientific and Practical Conference]. Kyiv. [in Ukrainian]
3. Saleem, U. (2021). Ray Tracing vs Rasterized Rendering – Explained. *Appuals*. URL: <https://appuals.com/ray-tracing-vs-rasterized-rendering-explained/>
4. Zavalniuk, E.K., Romanyuk, O.N., Korobeinikova, T.I., Titova, N.V. & Romanyuk, S.O. (2023). The Overview of Neural Rendering. *Modern Engineering and Innovative Technologies*. Vol. 27. Part 1. P. 129–134. doi: 10.30890/2567-5273.2023-27-01-060
5. Nguyen-Phuoc, T., Li, C., Balaban, S. & Yang, Y.-L. (2018). RenderNet: A deep convolutional network for differentiable rendering from 3D shapes, *NeurIPS 2018*. Montreal.
6. Goodfellow, I., Pouget-Abadie, J., Mirza, M., Xu, B., Warde-Farley, D., Ozair, S., Courville, A. & Bengio, Y. (2020). Generative adversarial networks. *Communications of the ACM*. Vol. 11. P. 139–144. doi: 10.1145/3422622
7. Harris-Dewey, J. & Klein, R. (2022). Generative Adversarial Networks for Non-Raytraced Global Illumination on Older GPU Hardware. *International Journal of Electronics and Electrical Engineering*. Vol. 1. P. 1–7. doi: 10.18178/ijeee.10.1.1-6
8. ShapeNet. (2023). Official site. URL: <https://shapenet.org>
9. Brownlee, J. (2021). How to Develop a Pix2Pix GAN for Image-To-Image Translation. *MachineLearningMastery*. URL: <https://machinelearningmastery.com/how-to-develop-a-pix2pix-gan-for-image-to-image-translation/>

10. Isola, P., Zhu, J.-Y., Zhou, T. & Efros, A. (2017). Image-to-Image Translation with Conditional Adversarial Networks, *2017 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*. Honolulu.
11. Botia, D., Gaviria, N., Menedez, J. & Bermejo, D.J. (2012). An approach to correlation of QoE metrics applied to VoD service on IPTV using a Diffserv Network. *IEEE LATINCOM 2012*. Cuenca.
12. Zavalniuk, Ye.K. & Romanyuk, O.N. (2023). Ohliad metryk porivniannia yakosti zobrazhen – [The Overview of Images Quality Evaluation Metrics]. *Molodvnautsi: doslidzhennia, problemy, perspektyvy (MN-2023)* : Materialy Vseukrainskoi naukovo-praktychnoi internet-konferentsii – [Youth in Science: Research, Problems, Prospects (YS-2023) : Proceedings of the All-Ukrainian Scientific and Practical Internet Conference]. Vinnytsia. [in Ukrainian]
13. Romanyuk, O.N., Romanyuk, O.V., Titova, N.V., Romanyuk, S.O. & Zavalniuk, E.K. (2023). The Analysis Of Subjective Metrics and Expert Methods for Image Quality Assessment. *Intellektuelles Kapital – die Grundlage für innovative Entwicklung: Technik, Informatik, Landwirtschaft* : Monografische Reihe «Europäische Wissenschaft» – [Intellectual capital – the basis for innovative development: technology, computer science, agriculture : «European Science» monographic series]. P. 131–138. Karlsruhe : ScientificWorld-NetAkhatAV.
14. Streijl, R.C., Winkler, S. & Hands, D. (2016). Mean opinion score (MOS) revisited: methods and applications, limitations and alternatives. *Multimedia Systems*. Vol. 2. P. 213–227. doi: 10.1007/s00530-014-0446-1

Завальнюк Євген Костянтинович – аспірант кафедри програмного забезпечення Вінницького національного технічного університету, e-mail: qq9272627@gmail.com, ORCID: 0009-0005-1202-4653.

Романюк Олександр Никифорович – д.т.н., професор, завідувач кафедри програмного забезпечення Вінницького національного технічного університету, e-mail: rom8591@gmail.com, ORCID: 0000-0002-2245-3364.

Коробейнікова Тетяна Іванівна – к.т.н., доцент кафедри безпеки інформаційних технологій Національного університету «Львівська політехніка», e-mail: tetianakorobeinikova@gmail.com, ORCID: 0000-0003-2487-8742.

Zavalniuk Yevhen Kostiantynovych – Ph.D. Student at the Department of Software Engineering of the Vinnytsia National Technical University, e-mail: qq9272627@gmail.com, ORCID: 0009-0005-1202-4653.

Romanyuk Oleksandr Nykyforovych – D.Sc., Professor, Head of the Department of Software Engineering of the Vinnytsia National Technical University, e-mail: rom8591@gmail.com, ORCID: 0000-0002-2245-3364.

Korobeinikova Tetiana Ivanivna – Ph.D., Associate Professor at the Department of Information Technology Security of the Lviv Polytechnic National University, e-mail: tetianakorobeinikova@gmail.com, ORCID: 0000-0003-2487-8742.