

Svitlana Tkachenko*, Undergraduate
Sergiy Bak**, Dr. Sc.

*Vinnytsia Mykhailo Kotsiubynskyi State Pedagogical University, Vinnytsia, Ukraine
e-mail: tsvitjane@gmail.com

**Vinnytsia Mykhailo Kotsiubynskyi State Pedagogical University, Vinnytsia, Ukraine
e-mail: sergiy.bak@vspu.edu.ua

IMPLEMENTATION OF CYCLE-GAN MODEL FOR IMAGE TRANSFORMATION INTO IMAGE WITH ANIME STYLE

Abstract. We review the principle of *CycleGAN* modeling and describe the application of *CycleGAN* for the problem of images transformation into images with anime style.

Keywords and phrases: *GAN*, *CNN*, image-to-image translation, generator, discriminator, *CycleGAN*, *PatchGAN*.

Генеративно-змагальні мережі (*Generative Adversarial Networks, GANs*) є одним із підходів до генеративного моделювання з використанням методів глибинного навчання [2]. Однією із цікавих задач, які можна розв'язувати за допомогою *GANs*, є задача переведення одного зображення в інше. Тобто на основі одного зображення можна змінити зовнішній вигляд іншого, перейнявши деякі ознаки першого: перетворити день у ніч, змінити текстуру або навіть перетворити різні об'єкти одне в одного. Особливу увагу викликають задачі, де ми маємо справу з непарними даними, тобто такими, де зображення, які ми одне в одного перетворюємо зовсім не мають між собою ніякого прямого зв'язку. Розглянемо цю задачу в контексті задачі перетворення зображення жіночого обличчя на обличчя аніме-героїні (надання зображенню аніме-стилю) (рис. 1).

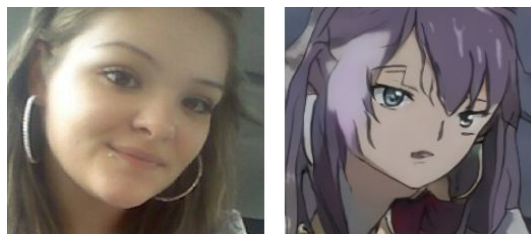


Рис. 1 Приклад очікуваного результату після здійснення перетворення (зліва – вхідне зображення, справа – результат)

Для розв'язання поставленого завдання будемо використовувати генеративно-змагальні мережі з умовою. А саме будемо реалізовувати модель *CycleGAN* [5]. Для нашої задачі архітектура *CycleGAN* виглядає наступним чином (рис. 3). Ми маємо дві вибірки [1]:

- **Вибірка 1:** зображення жіночих облич.
- **Вибірка 2:** зображення аніме-героїнь.

Ми будемо дві генеративно-змагальні мережі, кожна з яких матиме свій генератор та дискримінатор:

- **GAN 1:** надає зображенню жіночого обличчя аніме-стилю.
 - **Генератор 1 ($G_{1 \rightarrow 2}$):**
 - **Вхідні дані:** зображення з вибірки 1.
 - **Вихідні дані:** згенеровані зображення вибірки 2.
 - **Дискримінатор 1 (D_1):**
 - **Вхідні дані:** зображення з вибірки 2 і вихідні дані Генератора 1.
 - **Вихідні дані:** ймовірність того, що згенероване зображення належить до вибірки 2.
- **GAN 2:** перетворює зображення аніме-героїнь у реалістичні зображення людей.
 - **Генератор 2 ($G_{2 \rightarrow 1}$):**
 - **Вхідні дані:** зображення з вибірки 2.
 - **Вихідні дані:** згенеровані зображення вибірки 1.
 - **Дискримінатор 2 (D_2):**
 - **Вхідні дані:** зображення з вибірки 1 і вихідні дані Генератора 2.

- **Вихідні дані:** ймовірність того, що згенероване зображення належить до вибірки 1.

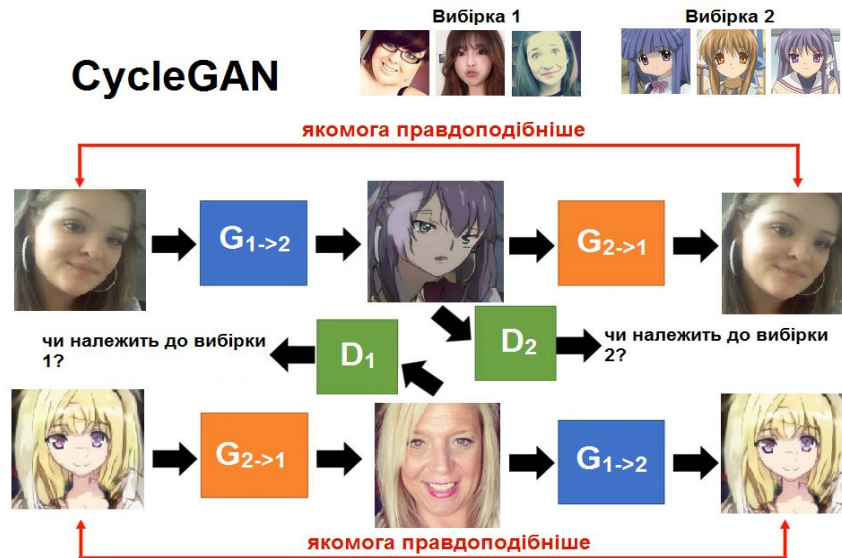


Рис. 3 Архітектура *CycleGAN* для задачі, що розглядається

Кожен *GAN* складається з двох моделей згорткових нейронних мереж: дискримінатора (*PatchGAN*) і генератора (енкодер-декодер) та тренується за тим же змагальним принципом, як і звичайний *GAN*, оптимізуючи ті самі функції втрат (*adversarial loss*). У такий спосіб моделі здатні згенерувати правдоподібні зображення цільової вибірки, однак при цьому ми не отримаємо переведення одного зображення в інше в прямому сенсі. Тому додатково ваги моделей оновлюються за допомогою так званого *cycle consistency loss*.

Таким чином, уже після тренування на 80 епохах (під час кожної з яких відбувалась одна повноцінна ітерація вздовж датасетів з вибіркою 1 і вибіркою 2; одночасно під час одного проходження тренувалось 4 зразки; реалізація моделі була здійснена мовою *Python*) модель показує цілком правдоподібні результати (рис. 4).

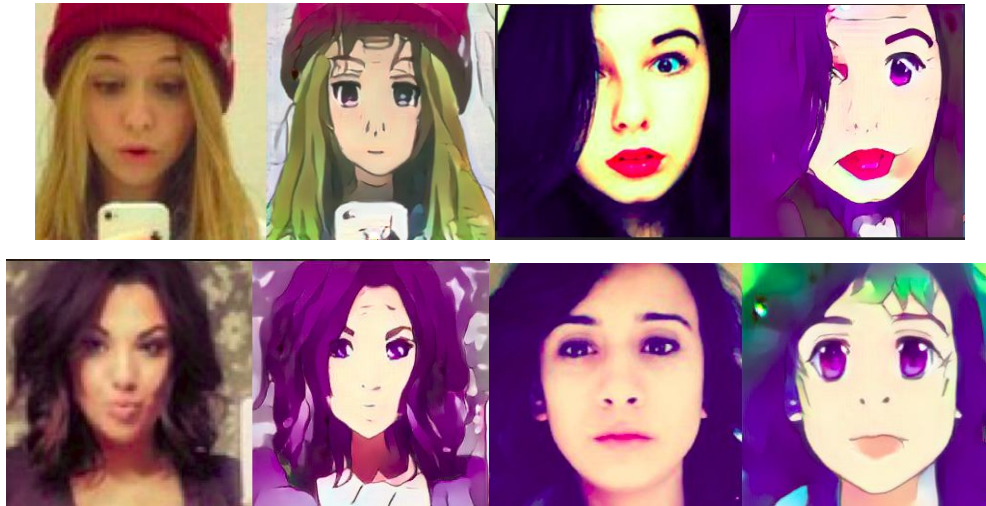


Рис. 4. Приклади отриманих результатів

Загалом прослідковується тенденція того, що з кожною новою епохою, результат стає більш прийнятним.

References

1. Arnaud Rougetet. Selfie2Anime dataset. 2019. URL: <https://bit.ly/3a9F70s>.
 2. Goodfellow I., Pouget-Abadie J., Mirza M., Xu B., Warde-Farley D., Ozair S., Courville A., Bengio Y. Generative adversarial nets. In NIPS, 2014.
 3. Goodfellow I., Bengio Y., Courville A. Deep learning. MIT press, 2016. 787 p.
 4. Brownlee J. Generative Adversarial Networks with Python. Deep Learning Generative Models for Image Synthesis and Image Translation. 2019. 637 p.
 5. Zhu J.-Y., Park T., Isola P., Efros A. A. Unpaired image-to-image translation using cycleconsistent adversarial networks. In *Proceedings of the IEEE international conference on computer vision*. 2017. P. 2223-2232.
-