

УДК 004.032.26

Новотарський М.,
Гулько А.**ГЕНЕРАТИВНІ ЗМАГАЛЬНІ МЕРЕЖІ ТА ЇХ ЗАСТОСУВАННЯ**

У роботі розглянуто основні тенденції розвитку сучасних генеративних змагальних мереж (ГЗМ) та напрями їх практичного застосування. Наведено деякі особливості створення таких мереж для покращення якості зображень, які отримують при рентгеноскопії та комп'ютерній томографії. За рахунок модифікації функції втрат, яка враховує змагальну складову, вирішується задача покращення чіткості зображення за умови збереження важливих деталей.

Ключові слова: генеративна змагальна нейронна мережа, дискриміратор, генератор, функція втрат.

Рис.: 3. Бібл.: 11.

The paper is devoted to consideration of the main tendencies of development of modern generative adversarial networks (GAN) and directions of their practical applications. Some features of creating such networks for improving the quality of images obtained by X-ray and computer tomography are presented. Due to the modification of the loss function due to the consideration of the competition component, the problem of improving the clarity of the image is preserved with the preservation of important details.

Keywords: Generative Adversarial Neural Network, Discriminator, Generator, Loss Function.

Fig.: 3. Bibl.: 11.

Актуальність теми дослідження. Принцип змагальності, який використовують у генеративних змагальних нейронних мережах, дозволив досягти відчутного прогресу в сфері застосування штучних нейронних мереж. Актуальною темою зокрема є покращення чіткості зображень у медицині, оскільки дозволяє отримати вичерпну інформацію про стан організму при зменшенні шкідливого фізичного впливу на нього.

Постановка проблеми. Основна проблема при покращенні чіткості зображень полягає у тому, що для вирішення поставленої задачі в зображення необхідно додати певну інформацію без істотного спотворення початкового зображення. Вирішення такої проблеми потребує розробки механізмів генерування інформації з високим рівнем правдоподібності.

Аналіз останніх досліджень та публікацій. Сучасні генеративні змагальні мережі є важливою складовою досліджень у сфері генеративних моделей. В рамках даної роботи представлені моделі, на вхід яких подають тренувальний набір, сформований із зразків зі щільністю правдоподібності p_d та які тренуються з метою визначення оцінки правдоподібності результату p_m , одержаного відповідно до постановки задачі [1]. Сучасні ГЗМ, які використовуються в задачах класифікації, мають на меті безпосереднє визначення оцінки p_m . Особливо в останні роки розроблено велику кількість ГЗМ, які здатні безпосередньо генерувати зображення з використанням тренувальних наборів або без них.

Актуальність застосування ГЗМ зростає з кожним днем, що відображається у вибуховій кількості публікацій та повідомлень про нові розробки в даній сфері [2, 3, 4].

ГЗМ застосовують для передбачення подій у майбутньому шляхом врахування поточного стану навколишнього середовища та можливих активних дій об'єктів [5]. Особливістю ГЗМ є те, що вони можуть навчатися передбаченню за відсутності вхідних даних або при істотно меншій їх кількості, що є перевагою у порівнянні з мережами глибокого навчання [6, 7]. Важливою сферою застосування ГЗМ є також задачі, мультимодальними результатами у яких є велика кількість правильних відповідей. Прикладом такого застосування може бути мережа для передбачення наступного кадру на відео [8]. Нарешті, багато задач вимагають реального створення зразків з деякого розподілу. Серед них, наприклад, задачі перетворення фотографії місцевості в карту [9] та перетворення ескізу в реалістичне зображення [10]. В даній роботі наведено застосування ГЗМ до підвищення роздільної здатності зображень, яка також використовує властивість даного класу мереж до створення нової інформації з високим рівнем правдоподібності.

Структурні характеристики генеративних змагальних мереж. Всі ГЗМ включають два основних вузли: генератор G та дискримінатор D .

Дії цих вузлів нагадують сценарій поведінки шахрая та поліцейського. Шахрай намагається ввести в оману поліцейського, а завдання поліцейського полягає у викритті дій шахрая. На рис. 1 показана максимально узагальнена структура ГЗМ.

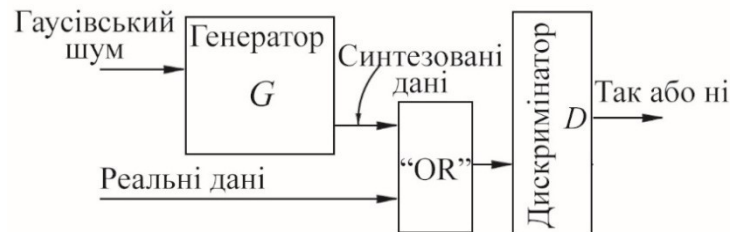


Рис. 1. Базова структура генеративної змагальної мережі

Вузли G та D – це багат шарові мережі, що можуть містити згорткові шари та повністю з'єднані шари зі зсувами. За умови розгляду генераторної мережі G як відображення з деякого простору, представленого прихованими шарами, у вихідні дані, її роботу можна формально задати функцією

$G: G(z) \rightarrow R^{|x|}$, де $z \in R^{|z|}$ – вектор гаусівського шуму у $|z|$ -вимірному просторі прихованого шару, $R^{|x|}$ – $|x|$ -вимірний простір вхідних даних.

Мережу дискримінатора D також можна характеризувати як функцію, яка відображає дані про зображення на ймовірність того, що зображення походить з реального розподілу даних, а не з розподілу генератора: $D: D(x) \rightarrow (0,1)$. При заданих параметрах генератора G дискримінатор D тренують на розпізнавання реальних зображень (результат близький до 1) або синтезованих зображень (результат близький до 0). Після виконання етапу навчання дискримінатор вважають оптимальним, а генератор G може продовжувати навчатися, щоб знизити точність дискримінатора. Чим більше розподіл генератора відповідатиме

реальному розподілу даних, тим дискримінатору буде важче відрізнити реальний розподіл від синтезованого, і його вихідна оцінка наблизатиметься до 0.5 для всіх вхідних даних.

Принципи навчання генеративних змагальних мереж. Тренування ГЗМ включає в себе як пошук параметрів дискримінатора, що максимізує його точність класифікації, так і пошук параметрів генератора, який мінімізує точність дискримінатора. Цей навчальний процес показано на рис. 2.

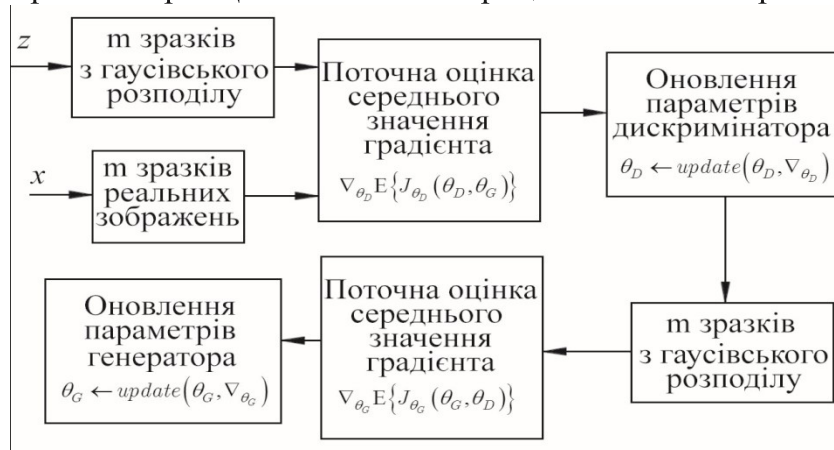


Рис. 2. Блок-схема процесу навчання ГЗМ

Для оцінювання успішності навчання використовують різні метрики, які у загальному випадку можна представити функцією значення $V(G, D)$, модифікація якої відбувається відповідно до виразу: $\max_D \min_G V(G, D)$, де

$$V(G, D) = E_{p_d(x)} \log(D(x)) + E_{p_g(x)} \log(1 - D(x)). \quad (1)$$

Під час тренування параметри одного з вузлів оновлюються, а параметри іншого фіксуються. В [11] показано, що для фіксованого генератора існує єдиний оптимальний дискримінатор, значення якого дорівнює:

$$D^*(x) = \frac{p_d(x)}{p_d(x) + p_g(x)}. \quad (2)$$

В ідеалі для одержання оптимального дискримінатора потрібно було б тренувати дискримінатор після кожного тренування генератора. Але на практиці дискримінатор тренують не так часто, в той час як генератор підлягає тренуванню після кожної відповіді дискримінатора.

При наближенні дискримінатора до рівноважного стану може виникнути проблема втрати генератором його градієнта. Для вирішення цієї проблеми використовують різні евристичні підходи для штучного підвищення градієнта, а також застосовують обчислення $\max_G \log D(G(z))$ частіше ніж $\max_G \log(1 - D(G(z)))$.

Застосування ГЗМ для підвищення чіткості зображень. Метою запропонованої в даній роботі ГЗМ є одержання оцінки роздільної здатності α вхідного зображення з низькою роздільною здатністю λ за умови, що λ – це версія зображення з низькою роздільною здатністю, яка є аналогом «невідомого» зображення з високою роздільною здатністю γ .

Аутентичні зображення з високою роздільною здатністю γ доступні лише під час тренувань. При тренуванні генератора отримуємо розподіл для λ , застосовуючи гаусівський фільтр до γ . Нашою кінцевою метою є навчання

генераторної функції G , яка створює оцінку для вхідного зображення, відповідну до аутентичного зображення γ . Мети досягають шляхом оптимізації спеціальної функції втрат l_α . Для тренувальних зображень $\gamma_n, n = 1, 2, \dots, N$ з відповідними $\lambda_n, n = 1, 2, \dots, N$ виконуємо наступні обчислення:

$$\hat{\theta}_G = \arg \min_{\theta_G} \frac{1}{N} \sum_{n=1}^N l_\alpha \left(G_{\theta_G}(\lambda_n), \gamma_n \right) \quad (3)$$

Використовуючи підхід, запропонований в [11], визначаємо дискримінаційну мережу D_{θ_D} , яку оптимізуємо з певною періодичністю відносно G_{θ_G} для вирішення змагальної задачі типу мін-макс:

$$\begin{aligned} \min_{\theta_G} \max_{\theta_D} \mathbb{E}_{\gamma \sim p_{train}(\gamma)} \log D_{\theta_D}(\gamma) + \\ + \mathbb{E}_{\lambda \sim p_G(\lambda)} \log \left(1 - D_{\theta_D} \left(G_{\theta_G}(\lambda) \right) \right) \end{aligned} \quad (4)$$

Функція втрат l^α є зваженою сумою змістовної втрати l_x^α та змагальної втрати l_G^α :

$$l^\alpha = l_x^\alpha + 10^{-3} l_G^\alpha, \quad (5)$$

l_x^α – визначають з урахуванням структури нейронної мережі дискримінатора.

Змагальну втрату l_G^α визначаємо з виразу $l_G^\alpha = \sum_{n=1}^N -\log D_{\theta_D} \left(G_{\theta_G}(\lambda) \right)$

$$l_G^\alpha = \sum_{n=1}^N \left(-\log D_{\theta_D} \left(G_{\theta_G}(\lambda) \right) \right), \quad (6)$$

де $\lambda D_{\theta_D} \left(G_{\theta_G}(\lambda) \right)$ імовірність того, що реконструйоване зображення $G_{\theta_G}(\lambda)$ відповідає аутентичному зображенню α .

Результати досліджень. Дослідження проводилися з нейронними мережами дискримінатора та генератора, які склалися з послідовно розташованих згорткових шарів та шарів з повним набором міжшарових зв'язків. Тренування проводилися з використанням чорно-білих зображень, одержаних в результаті проведення рентгеноскопії та комп'ютерної томографії. На рис. 3 показано відтворення чіткого зображення при різних рівнях оптимальності дискримінатора.

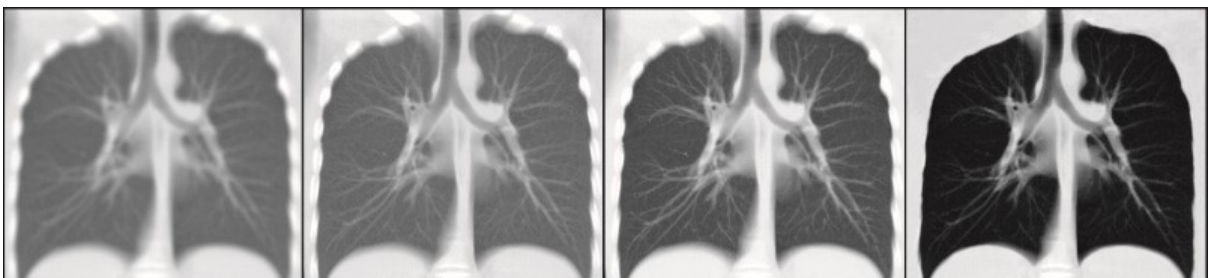


Рис. 3. Відтворення чіткого зображення при комп'ютерній томографії

Висновки. Дослідження в області нових архітектур та способів навчання генеративних змагальних мереж є надзвичайно актуальними, оскільки дозволяють істотно покращити ті результати, що були отримані при застосуванні традиційних штучних нейронних мереж та мереж з глибоким навчанням. В роботі наведено основні напрями сучасного застосування генеративних змагальних мереж, розглянуто їх структурні особливості та принципи навчання. Запропоновано підхід до створення згаданого типу мереж для вирішення задач покращення чіткості зображень, які одержані при рентгеноскопії та комп'ютерній томографії.

Литература

1. Dinh L., Sohl-Dickstein J., Bengio, S. (2016). *Density estimation using real nvp*. arXiv preprint arXiv:1605.08803.
2. Brock A., Lim T., Ritchie JM., Weston N. (2016) *Neural photo editing with introspective adversarial networks*. arXiv preprint arXiv:1609.07093.
3. Arjovsky M., Bottou L. (2017). *Towards principled methods for training generative adversarial networks*. arXiv preprint arXiv:1701.04862.
4. Che T., Li Y., Jacob AP., Bengio Y., Li W. (2016). *Mode regularized generative adversarial networks*. arXiv preprint arXiv:1612.02136, 2016.
5. Finn C. , Levine S. (2016). *Deep visual foresight for planning robot motion*. arXiv preprint arXiv:1610.00696 .
6. Donahue J., Krahenbuhl P., Darrell T. (2016). *Adversarial feature learning*. arXiv preprint arXiv:1605.09782 .
7. Dumoulin V., Belghazi I., Poole B., Lamb A., Arjovsky M., Mastropietro O., Courville A. (2016). *Adversarially learned inference*. arXiv preprint arXiv:1606.00704.
8. Lotter W., Kreiman G., Cox D. (2015). *Unsupervised learning of visual structure using predictive generative networks*. arXiv preprint arXiv:1511.06380.
9. Isola P., Zhu J.-Y., Zhou T., Efros A. A. (2016). *Image-to-image translation with conditional adversarial networks*. arXiv preprint arXiv:1611.07004.
10. Zhu J.-Y., Krahenbuhl P., Shechtman, E., and Efros A. A. (2016). *Generative visual manipulation on the natural image manifold*. In European Conference on Computer Vision, Springer, (p. 597-613).
11. Goodfellow I. Pouget-Abadie J. Mirza M. Xu B., Warde-Farley D., Ozair S., Courville A., Bengio Y. (2014) *Generative adversarial nets*. In Advances in Neural Information Processing Systems, (p.2672-2680).

ДОВІДКА ПРО АВТОРІВ

Новотарський Михайло Анатолійович – професор, кафедра обчислювальної техніки, Національний технічний університет України «Київський політехнічний інститут імені Ігоря Сікорського».

Novotarskyi Mykhailo – professor Department of Computer Engineering, National Technical University of Ukraine “Igor Sikorsky Kyiv Polytechnic Institute”.
E-mail: novot@ukr.net

Гулько Анна Вадимівна – студентка, кафедра обчислювальної техніки, Національний технічний університет України «Київський політехнічний інститут імені Ігоря Сікорського».

Gulko Anna Vadymivna – student, Department of Computer Engineering, National Technical University of Ukraine “Igor Sikorsky Kyiv Polytechnic Institute”.
E-mail: anuta9612@icloud.com

**Михайло Новотарський,
Анна Гулько**

ГЕНЕРАТИВНІ ЗМАГАЛЬНІ МЕРЕЖІ ТА ЇХ ЗАСТОСУВАННЯ

Актуальність теми дослідження. Принцип змагальності, який використовують у генеративних змагальних нейронних мережах, дозволив досягти відчутного прогресу в сфері застосування штучних нейронних мереж. Актуальною темою зокрема є покращення чіткості зображень у медицині, оскільки дозволяє отримати вичерпну інформацію про стан організму при зменшенні шкідливого фізичного впливу на нього.

Постановка проблеми. Основна проблема при покращенні чіткості зображень полягає у тому, що для вирішення поставленої задачі в зображення необхідно додати певну інформацію без істотного спотворення початкового зображення. Вирішення такої проблеми потребує розробки механізмів генерування інформації з високим рівнем правдоподібності.

Аналіз останніх досліджень та публікацій. Сучасні генеративні змагальні мережі є важливою складовою досліджень у сфері генеративних моделей. В останні роки розроблено велику кількість генеративних змагальних мереж (ГЗМ), які здатні безпосередньо генерувати зображення з використанням тренувальних наборів або без них.

ГЗМ застосовують для передбачення подій у майбутньому шляхом врахування поточного стану навколишнього середовища та можливих активних дій об'єктів. Важливою сферою застосування ГЗМ є також задачі, мультимодальними результатами у яких є велика кількість правильних відповідей.

Структурні характеристики генеративних змагальних мереж. Всі ГЗМ включають два основних вузли: генератор G та дискримінатор D . Нейронна мережа генератора навчається за результатами роботи нейронної мережі дискримінатора. Мета нейронної мережі дискримінатора полягає в знаходженні відмінності між сигналами від генератора та тими сигналами, що надходять із зовнішнього середовища.

Принципи навчання генеративних змагальних мереж. Тренування ГЗМ включає як пошук параметрів дискримінатора, які максимізують точність, з якою він класифікує об'єкти, так і пошук параметрів генератора, які забезпечують зниження точності дискримінатора.

Результати досліджень. Дослідження проводилися з нейронними мережами дискримінатора та генератора, які склалися з послідовно розташованих згорткових шарів та шарів з повним набором міжшарових зв'язків. Тренування проводилися з використанням чорно-білих зображень, одержаних в результаті проведення рентгеноскопії та комп'ютерної томографії.

Висновки. В роботі наведено основні напрями сучасного застосування генеративних змагальних мереж, розглянуто їх структурні особливості та принципи навчання. Запропоновано підхід до створення згаданого типу мереж для вирішення задач покращення чіткості зображень, одержаних при рентгеноскопії та комп'ютерній томографії.