

ОЦІНКА МОЖЛИВОСТЕЙ ПОКРАЩЕННЯ ПОСЛІДОВНОСТЕЙ ЗОБРАЖЕНЬ МЕТОДОМ TD-GAN ПРИ ВІЗУАЛІЗАЦІЇ МЕДИЧНИХ СИГНАЛІВ

Вінницький національний технічний університет

Анотація

В роботі розглянуто метод обробки даних *Temporal Development GAN (TD-GAN)*, який розроблений для генерації більш точних послідовностей зображень, що відображають зміну в часі біологічних структур. *TD-GAN* поєднує генеративно-змагальні мережі з механізмами моделювання часової послідовності, що дозволяє враховувати як просторові, так і часові аспекти біологічних процесів. Проведено тестування роботи моделі та оцінено якість її роботи за допомогою програмного аналізу з використанням метрики середньоквадратичного відхилення.

Ключові слова: TD-GAN, генеративні змагальні мережі, часові послідовності, динамічна візуалізація.

Вступ

У сучасній біоінженерії дедалі більшу роль відіграють інструменти глибинного навчання для аналізу складних біологічних процесів. Однією з найперспективніших технологій у цій галузі є генеративні змагальні мережі (*Generative Adversarial Networks, GAN*), які довели свою ефективність у створенні реалістичних зображень, моделюванні структур та передбаченні змін у часі. Однак традиційні GAN-моделі здебільшого зосереджуються на поодиноких зображеннях і не здатні повною мірою відтворювати динаміку, що є критично важливою у візуалізації біомедичних сигналів, де послідовність змін не менш важлива, ніж самі зображення.

Досліджено нову модель – *Temporal Development GAN (TD-GAN)*, спеціально розроблену для синтезу послідовностей зображень, які відображають зміну в часі біологічних структур. Представлено новий часовий дискримінатор (*TD*), який оцінює когерентність зміни відеозображення, гарантуючи, що згенеровані послідовності зображень дотримуються реалістичного порядку етапів. Основною метою роботи є підвищення точності та достовірності візуальних змін, що відбуваються в ході біологічного розвитку, шляхом поєднання генеративного підходу з урахуванням часової інформації. На відміну від звичайних GAN-моделей, TD-GAN враховує часові залежності між кадрами, що дозволяє створювати більш послідовні, логічно узгоджені серії зображень, які краще відображають реальні біологічні процеси [1].

Результати дослідження

Всі мережі, які базуються на GAN (в тому числі і TD-GAN) використовують некероване навчання засноване на використанні двох взаємопов'язаних, але протилежних мереж: генератора (*G*) та дискримінатора (*D*). Ця зв'язка передбачає, що *G* намагається генерувати зображення якомога реалістичніше, тоді як *D* намагається розрізнити, чи є отримані зображення згенерованими чи реальними. Обидві моделі по черзі навчаються, щоб поступово навчитися генерувати більш реалістичні зображення та розрізнити справжні та згенеровані зображення відповідно [2]. Успішним результатом роботи алгоритму GAN є розподіл реальних даних (p_{data}), який дорівнює розподілу згенерованих зображень (p_z).

$$\min_G \max_D V(D, G) = \mathbb{E}_{x \sim p_{data}(x)} [\log D(x)] + \mathbb{E}_{z \sim p_z(z)} [\log(1 - D(G(z)))] \quad (1)$$

де $x \sim p_{data}(x)$ – справжні дані з розподілу реальних даних;

$z \sim p_z(z)$ – випадковий шум, що подається на вхід генератору;

$D(x)$ – ймовірність, що дискримінатор класифікує зразок як реальний;

$G(z)$ – згенерований зразок з випадкового шуму.

Відмінністю TD-GAN є те, що вона включає новий блок, який аналізує розробку відео, створених дискримінатором, щоб отримати краще розуміння когерентності відео з точки зору розвитку досліджуваного процесу чи об'єкту. Функція такого дискримінатора полягає в тому, щоб гарантувати етапи процесів, які зображені у відео, точно відображаючи послідовність, яка спостерігається в реальних сценаріях.

У рамках оцінювання ефективності моделі TD-GAN, спрямованої на генерацію послідовностей зображень, ключовим завданням є кількісне вимірювання точності відтворення візуалізації. Однією з базових та водночас інформативних метрик для цього є середньоквадратична похибка (Mean Squared Error, MSE), яка широко застосовується в задачах з реконструкції зображень та генеративного моделювання. MSE дозволяє обчислити середнє значення квадратів різниць між відповідними піксельними значеннями згенерованого зображення та еталонного зображення з навчального або тестового набору даних. Завдяки операції піднесення до квадрату, дана метрика є особливо чутливою до значних локальних відхилень, що забезпечує оцінку якості відтворення структури об'єктів, які можуть мати критичне значення в біологічному аналізі. Це дозволяє виявляти неточності, які можуть бути непомітними для менш чутливих метрик, але потенційно важливими з аналітичної точки зору [3].

Окрім високої чутливості, середньоквадратична похибка має низку додаткових переваг. По-перше, вона є чисельно стабільною, легко інтерпретованою та уніфікованою, що робить її зручною для порівняльного аналізу моделей або різних конфігурацій однієї і тієї ж архітектури. По-друге, ця метрика є диференційовною, що дозволяє включати її безпосередньо до функції втрат у процесі навчання моделі, тим самим сприяючи оптимізації її параметрів з урахуванням точності генерації.

У контексті генерації послідовностей зображень біологічних процесів та об'єктів застосування MSE є особливо доречною, оскільки дана метрика може бути використана як для оцінки кожного окремого кадру, так і для аналізу узгодженості динаміки змін у часі. Таким чином, вона сприяє комплексному аналізу якості моделі як на рівні одиничних зображень, так і в контексті їхньої послідовності.

Для кількісної оцінки ефективності моделі TD-GAN проведено моделювання з використанням середовища Python.

Для першого етапу моделювання було підготовлено набори вхідних даних, а саме одноканальні (відтінки сірого) та триканальні (RGB) зображення. Розмір вхідних зображень становить 128×128 пікселів, такий самий розмір будуть мати і згенеровані зображення. Генерацію відповідних доповнених кадрів виконано з використанням вихідного коду доступного в репозиторії GitHub <https://github.com/pedrocelard/TempDev-GAN> [4]. Створені зображення відсортовані у відповідності до наборів вхідних зображень, що є вхідними даними для другого етапу моделювання.

Другий етап моделювання включав розробку програмного забезпечення для розрахунку обраної метрики: середньоквадратичної похибки (MSE). Приклад реалізації моделі мовою програмування Python показано на Рисунку 1.

На Рисунку 2 наведено результати розрахунків середньоквадратичної похибки для досліджуваного методу TD-GAN та результати аналізу згенерованих зображень отриманих звичайним методом GAN.

Велике значення MSE вказує на суттєву різницю між справжніми та згенерованим зображенням, припускаючи, що згенеровані менш схожі на реальність. І навпаки, низьке значення MSE вказує на мінімальні відмінності між розподілами, тобто представлені кадри подібні до реальних.

```

19 # MSE calculation
20 def mse(imageA, imageB):
21     err = np.sum((imageA.astype("float") - imageB.astype("float")) ** 2)
22     err /= float(imageA.shape[0] * imageA.shape[1])
23     return err
24
25 def diff(imageA, imageB):
26     return cv2.absdiff(imageA, imageB)
27
28 def diff_remove_bg(img0, img, img1):
29     d1 = diff(img0, img)
30     d2 = diff(img, img1)
31     return cv2.bitwise_and(d1, d2)
32
33 x1 = cv2.imread("test_images_database/xx1.jpg")
34 x2 = cv2.imread("test_images_database/xx2.jpg")
35
36 if x1 is None or x2 is None:
37     raise FileNotFoundError("Зображення не знайдені!")
38
39 x1_gray = cv2.cvtColor(x1, cv2.COLOR_BGR2GRAY)
40 x2_gray = cv2.cvtColor(x2, cv2.COLOR_BGR2GRAY)
41
42 # calculating the absolute difference between images
43 absdiff = cv2.absdiff(x1_gray, x2_gray)
44 cv2.imwrite("test_images_database/diff.png", absdiff)
45
46 # identity verification
47 diff_pixels = cv2.subtract(x1_gray, x2_gray)
48 are_identical = not np.any(diff_pixels)
49 print(f"Зображення ідентичні: {are_identical}")
50
51 mse_value = mse(x1_gray, x2_gray)
52 print("MSE:", mse_value)

```

Рисунок 1 – Функція розрахунку метрики MSE

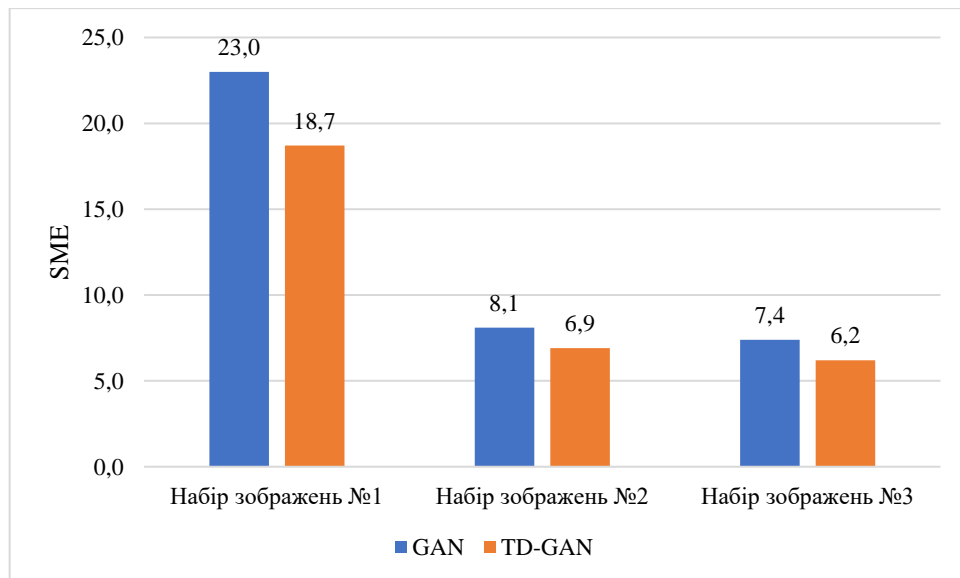


Рисунок 2 – Розрахована середньоквадратична похибка згенерованих зображень

Висновки

Розроблена модель ефективно поєднує переваги генеративних змагальних мереж із механізмами моделювання послідовностей, що забезпечує більш реалістичну та послідовну візуалізацію складних біологічних процесів. Проведені розрахунки за метрикою MSE на відповідних наборах даних засвідчили переваги TD-GAN над існуючими методами.

Модель TD-GAN може бути ефективно застосована у задачах віртуального моделювання розвитку органів, при використанні кадрів з великими інтервалами, або для дослідження відносно швидкоплинних процесів, таких як робота серцевого м'яза людини. Отримані результати демонструють високу якість згенерованих послідовностей зображень та підтверджують потенціал TD-GAN як інструменту для автоматизованого аналізу біологічних даних. Таким чином, запропонована модель робить важливий крок уперед у напрямі інтеграції глибинного навчання та біологічного моделювання, надаючи нові інструменти для майбутніх досліджень.

СПИСОК ВИКОРИСТАНОЇ ЛІТЕРАТУРИ

1. M. Saito, E. Matsumoto, S. Saito. Temporal Generative Adversarial Nets with Singular Value Clipping. International Conference on Computer Vision. 2017. <https://doi.org/10.48550/arXiv.1611.06624>
2. I. Goodfellow, J. Pouget-Abadie, M. Mirza, B. Xu, D. Warde-Farley, S. Ozair, A. Courville, Y. Bengio. Generative Adversarial Networks. Advances in Neural Information Processing Systems. 2014, 27, 2672–2680. <https://doi.org/10.1145/3422622>
3. S.J. Luck, A.X. Stewart, A.M. Simmons, M. Rhemtulla. Standardized Measurement Error: A Universal Metric of Data Quality for Averaged Event-Related Potentials. Psychophysiology. 2021 Mar 29;58(6):e13793. <https://doi.org/10.1111/psyp.13793>
4. P. Celard, A.S. Vieira, J.M. Sorribes-Fdez, E.L. Iglesias, L. Borrajo, Temporal Development GAN (TD-GAN): Crafting More Accurate Image Sequences of Biological Development. Information 2024, 15(1), 12; <https://doi.org/10.3390/info15010012>

Дячук Олексій Олександрович — аспірант кафедри БМІОЕС, факультет інформаційних електронних систем, Вінницький національний технічний університет, Вінниця, email: dayte2@gmail.com

Тимчик Сергій Васильович — канд. техн. наук, доцент кафедри біомедичної інженерії та оптико-електронних систем, Вінницький національний технічний університет, Вінниця, e-mail: tymchyksv@ukr.net

EVALUATION OF POSSIBILITIES FOR IMPROVING IMAGE SEQUENCES USING THE TD-GAN METHOD IN VISUALIZATION OF MEDICAL SIGNALS

Abstract

The paper considers the Temporal Development GAN (TD-GAN) data processing method, which is designed to generate more accurate image sequences that reflect the time-varying behavior of biological structures. TD-GAN combines generative adversarial networks with time-series modeling mechanisms, which allows considering both spatial and temporal aspects of biological processes. The model was tested and the quality of its performance was assessed using software analysis using the mean square deviation metric.

Keywords: TD-GAN, generative adversarial networks, time sequences, dynamic visualization.

Diachuk Oleksii O. — graduate student of the Department of BMIOES, Faculty of Information Electronic Systems, Vinnytsia National Technical University, Vinnytsia, email: dayte2@gmail.com

Tymchik Serhii V. — Cand. Sc. (Eng), Associate Professor of the Department of Biomedical Engineering and Optical-Electronic Systems, Vinnytsia National Technical University, Vinnytsia, e-mail: tymchyksv@ukr.net