



ВИКОРИСТАННЯ МАШИННОГО НАВЧАННЯ У ПОБУДОВІ СИСТЕМИ РЕКОМЕНДАЦІЙ НА ОСНОВІ ДАНИХ КОРИСТУВАЧІВ

*Голубничий Д.Ю., к.т.н., доцент, кафедра ІС, ХНЕУ ім. С. Кузнеця
Почтарьова Ю.С., студентка, кафедра ІС, ХНЕУ ім. С. Кузнеця*

У сучасному світі штучний інтелект (ШІ) стає все більш активно використовуваним у творчих сферах, таких як музика. Використання ШІ для генерації музики відкриває безмежні можливості для створення нових музичних творів, проте якість та різноманітність згенерованої музики залежать від параметрів моделі, що використовується. Завданням науковців та музикознавців є вдосконалення методів та технологій для створення музики за допомогою комп'ютерних алгоритмів.

Аналіз впливу параметрів моделі на якість та різноманітність згенерованої музики вимагає глибокого розуміння як технічних аспектів моделювання, так і музичних концепцій. Правильний вибір параметрів може визначити успішність генерації музики за допомогою штучного інтелекту і відкрити нові горизонти для творчості в музичній індустрії.

У контексті генерації музики за допомогою штучного інтелекту, одним з ключових параметрів моделі є величина навчального набору даних, на якому базується модель. Більш обширні набори даних можуть дати моделі більше контексту для вивчення різноманітних музичних стилів та ідентичностей. Проте, необережне використання великих наборів даних може призвести до перенавчання моделі, що в свою чергу може вплинути на якість та різноманітність згенерованої музики.

Другим важливим параметром є архітектура моделі. Архітектура моделі є одним із ключових параметрів, що впливає на якість та різноманітність згенерованої музики за допомогою штучного інтелекту. Однією з найпопулярніших архітектур для генерації музики є Generative Adversarial Networks (GANs).

GANs складається з двох основних компонентів: генератора та дискримінатора. Генератор відповідає за створення нових прикладів даних, у нашому випадку - музики, тоді як дискримінатор намагається розрізнити між справжніми та згенерованими прикладами. Обидва компоненти навчаються разом в процесі конкурентного тренування, де генератор намагається "обманути" дискримінатор, а дискримінатор в свою чергу намагається розрізнити між справжніми та згенерованими прикладами (рис. 1).

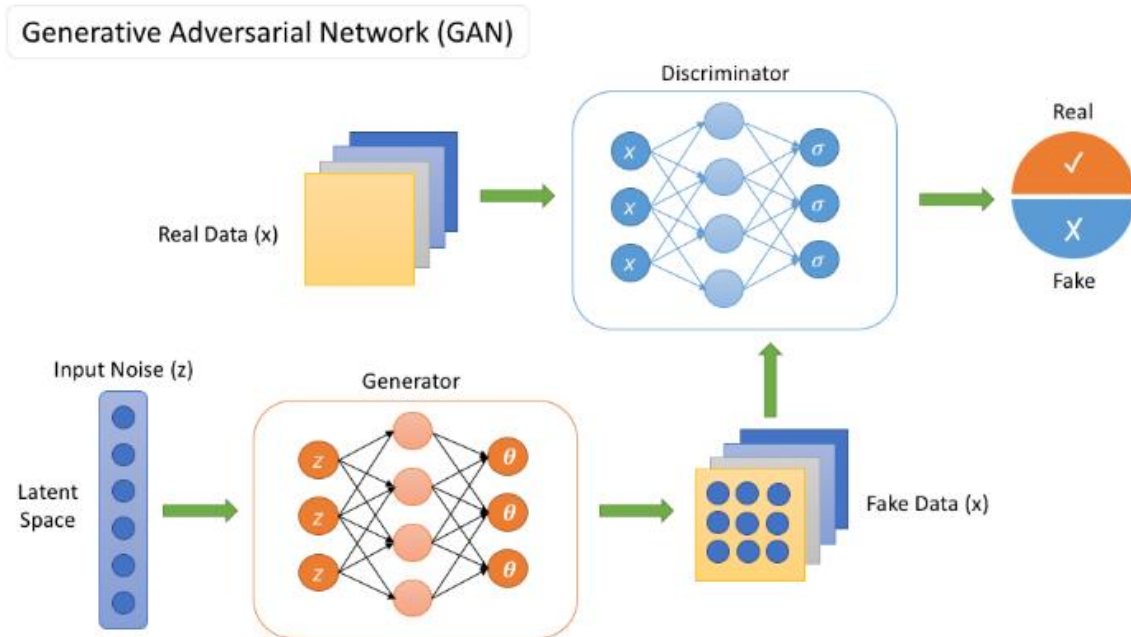


Рисунок 1 – Схема архітектури GANs

Формула, що визначає функцію втрат GANs може бути виражена наступним чином:

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

де G – генератор,

D – дискримінатор;

x – справжні дані;

z – випадковий шум;

$p_{\text{data}}(x)$ – розподіл справжніх даних;

$p_z(z)$ – розподіл випадкового шуму;

$G(z)$ – згенеровані дані.

Головна ідея полягає в тому, щоб навчити генератор створювати дані, які дискримінатор не може відрізнити від справжніх даних, а дискримінатор намагається правильно класифікувати справжні дані від згенерованих.

Список літератури

1. Глинський, Я.М., & Ряжська, В.А. (2002). Штучний інтелект. Інтелектуальні роботи. Деол.
2. Introducing OpenAI Japan. <https://openai.com/blog/introducing-openai-japan#OpenAI>.
3. Грабовський, Є.М. (2017). Специфіка міждисциплінарного підходу стосовно створення системи підтримки електронного навчання у вищій школі нового покоління, Системи обробки інформації, 4(150), 206-209.
4. Hrabovskyi, Y., & Kots, P. (2022). Methodology for designing a mobile application for people with an active lifestyle. Поліграфія і видавничча справа, 2(84), 22-35.