

GAN을 활용한 사용자 입력 기반의 대량 이미지 생성 및 거래 플랫폼 'GANerate'

최필환¹, 한종원², 최연아³, 박정민⁴, 유상오⁵
^{1,2,3,4}동국대학교 산업시스템공학과 학부생
⁵(주)우리카드

fill0006@naver.com, hjw6207@naver.com, choiyuna759@gmail.com, koyy002@naver.com, sangoh.yoo@gmail.com

'GANerate', A Mass Image Creation and Trading Platform based on User Input using GAN

Choi-Pil Hwan¹, Han-Jong Won², Choi-Yeon A³, Park-Jeong Min⁴, Sang-Oh Yoo⁵

^{1,2,3,4}Dept. of Industrial System Engineering, Dong-Guk University
⁵Corp. Wooricard

요 약

인터넷에는 많은 이미지 데이터가 존재하지만, 대규모 이미지를 효과적으로 수집하는 것은 어려운 실정이다. 본 논문은 GAN을 통해 사용자가 지정한 개수만큼 원하는 이미지를 생성하는 웹 플랫폼을 제안한다. 기존의 단일 이미지다운, 크롤링, 웹 스크래핑을 통한 이미지 데이터 수집 방법보다 다량 이미지 데이터를 안전하게 수집할 수 있을 것으로 기대된다.

1. 서론

1.1 연구의 배경과 문제점

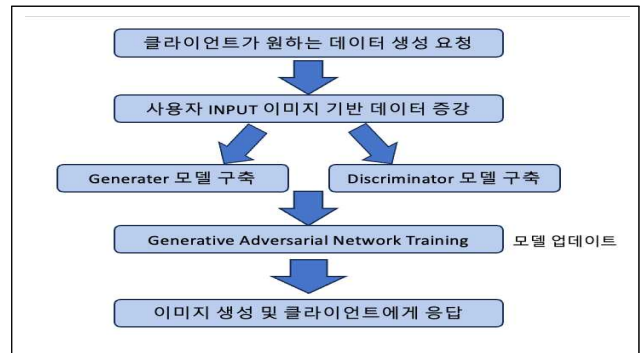
21세기 디지털 시대에서 이미지 데이터의 활용은 점차 증가하고 있으나, 필요한 이미지 데이터의 대량 확보는 어려운 실정이다.

데이터 유통 플랫폼인 'KDX 한국데이터거래소'는 다양한 데이터 유형을 다루지만 이미지 데이터셋은 한정적이다. 또한 이미지 공유 플랫폼인 'Pinterest'는 획득하고자 하는 이미지를 개별적으로 다운로드 해야 하기 때문에 대규모 데이터 다운로드는 번거로운 작업이다. 더불어 '스테빌리티AI'[1]의 경우, 웹 스크래핑을 통해 이미지 데이터를 수집하는 과정에서 저작권 침해 문제가 발생했다. 이와 같이 개인이 이미지 데이터를 다량으로 수집하는 단계에는 몇 가지 제약사항이 존재한다.

따라서 다량의 이미지 데이터를 효율적으로 획득함과 동시에 저작권 보호를 실현할 수 있는 플랫폼 개발이 필요하다.

1.2 해결책 제시

본 논문에서는 (그림 1)과 같이 GAN 알고리즘을 통해 입력 이미지로 부터 생성자와 판별자를 구축하여 유사한 이미지 생성 및 거래가 가능하도록 한다.



(그림 1) 기능 흐름도

2. 본론

본 논문에서 이미지 생성 시 사용하는 GAN 알고리즘 및 서버의 비동기 처리와 그에 따른 SSE(Server Sent Event)에 대해 설명한다.

2.1 이미지 생성 모델 구축 방법론

2.1.1 LSGAN

LSGAN(Least Squares Generative Adversarial Network)[2]은 GAN의 기울기 소실 문제를 해결하기 위해 파생된 모델이다. LSGAN은 Discriminator에 Least Squares Loss를 사용하여 Generator(G)와 Discriminator(D) 간의 학습을 조절한다. LSGAN의 목적함수는 (그림 2)와 같이 표현된다.

$$\min_D V_{LSGAN}(D) = \frac{1}{2} \mathbb{E}_{x \sim p_{data}(x)} [(D(x) - b)^2] + \frac{1}{2} \mathbb{E}_{z \sim p_z(z)} [(D(G(z)) - a)^2]$$

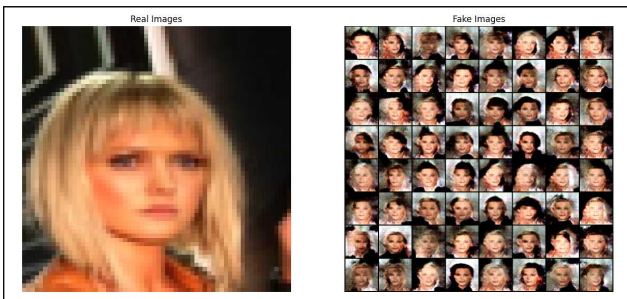
$$\min_G V_{LSGAN}(G) = \frac{1}{2} \mathbb{E}_{z \sim p_z(z)} [(D(G(z)) - c)^2]$$

(그림 2) LSGAN 목적함수

a는 fake label, b는 real label, c는 G 입장에서 D가 가짜 데이터를 진짜라고 믿길 원하는 값이다. 즉, LSGAN은 생성 데이터에 페널티를 부여해 실제 데이터와의 거리를 최소화한다.

2.1.2 LSGAN 학습 결과

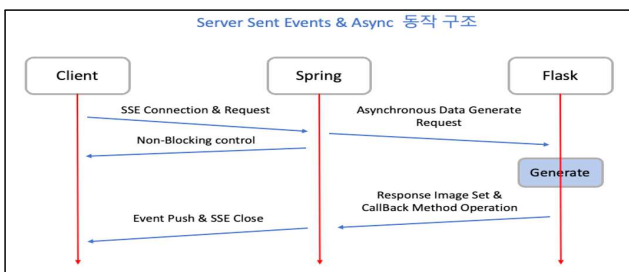
Celeba 데이터셋을 활용하여 이미지 증강을 거친 후 LSGAN을 진행했다. (그림3)은 64x64 이미지 1,000장을 5,000장으로 증강한 후, 150 Epoch으로 돌려 Fake 이미지를 생성한 결과이다.



(그림 3) 학습 결과: 실제 이미지(좌) 생성 이미지(우)

2.2 이미지 생성 요청 비동기 및 SSE 이벤트 처리 및 성능 측정

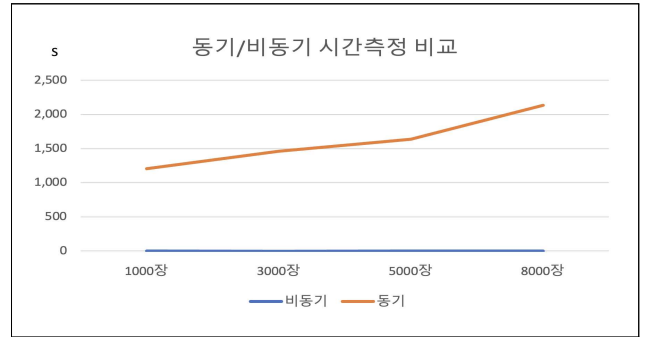
Spring MVC는 동기방식으로 요청을 처리한다. 그 결과 데이터 생성 시 스레드는 Block 되어 대기하게 되는데, 이로 인해 스레드의 자원 낭비 및 사용자 대기시간이 증가하게 된다[3]. 따라서, 본 프로젝트에서는 (그림 4)와 같이 이미지 생성 요청을 비동기 처리하고, SSE(Server-Sent-Events)를 이용해 클라이언트에게 데이터 생성 여부를 전달한다.



(그림 4) 비동기, SSE 이벤트 처리 흐름도

2.2 동기과 비동기 시간측정

단일클라이언트가 5,000장의 이미지를 생성할 때, INPUT 이미지 개수에 따른 시간차이를 확인한다.



(그림 5) 비동기 처리 시간 측정 비교 결과

(그림5)는 X축이 Input 이미지 개수(장), Y축이 제어권 반환시간(s)이다. 동기 시 약 1,200s부터 증가하고, 비동기 시 약 0.4s 대의 성능을 보여줬다. 이처럼 동기와 비동기의 제어권 반환 차이를 통해 스레드의 비효율적인 할당 정도를 확인할 수 있다.

3. 결론

본 연구에서는 사용자의 INPUT 이미지 기반의 이미지 생성 플랫폼을 구축하였다.

본 시스템은 LSGAN의 Least Squares Loss를 사용하여 안정적인 학습을 실현하였다. 또한, 비동기와 SSE를 통해 사용성 증대 및 스레드 관리의 효과를 기대할 수 있다. 그러나, 이미지 생성 시간이 길고, 이미지의 성능평가가 어렵다는 한계가 있다.

따라서, 향후 연구에서는 다른 알고리즘과의 결합을 통한 이미지 생산성 향상과 FID(Frechet Inception Distance) 지표를 이용해 성능평가 및 개선을 제안한다.

※ 본 프로젝트는 과학기술정보통신부 정보통신창의 인재양성사업의 지원을 통해 수행한 ICT멘토링 프로젝트 결과물입니다 -

참고문헌

[1] 좌현승 & 이민구. AI 기술의 상용화에 따른 DB 내 데이터의 윤리성에 대한 연구. 2023 한국정보기술학회 하계 종합학술대회 논문집(pp. 929-931).(2023).

[2] Mao, X., Li, Q., Xie, H., Lau, R. Y., Wang, Z., & Paul Smolley, S. Least squares generative adversarial networks. In Proceedings of the IEEE international conference on computer vision (pp. 2794-2802).(2017).

[3] Abraham Silberschatz, Peter Baer Galvin, Greg Gagne, 운영체제 [제10판], 퍼스트북, (2020).