**Original Manuscript ID:** **2024-01-23-00001**

**Original Article Title:** Generative Adversarial Networks based on Parallel Structured Generators for Training Stability

**To:** kmms 심사위원님

안녕하세요. 심사위원님,

소중한 시간과 노력을 들여 저희 논문을 심사해 주신 것에 대해 진심으로 감사드립니다. "Generative Adversarial Networks based on Parallel Structured Generators for Training Stability"에 통찰력 있는 평가와 제안된 개선 사항에 대하여 더욱 감사드립니다.

3명의 심사위원님들께서 주신 귀중한 피드백은 저희 논문의 완성도를 향상시키는 데 매우 크게 적용되었으며, 제시해 주신 개선 사항들을 깊이 있게 검토하였습니다. 이에 따라, 제안하신 내용을 토대로 논문 수정을 진행하였으며, 3명의 심사위원 분들의 피드백을 통합하여 아래와 같이 주요 개선 사항을 알려드립니다.

* 「Abstract」 섹션에서 요약문의 길이를 권고사항에 맞춰 작성하였습니다.
* 「SNGAN」 섹션에서 본 연구와 관련된 선행 연구를 조사 및 기재를 통해 GAN이 가지고 있는 학습의 불안정성 문제에 대한 연구의 필요함을 주장하는 타당성을 높이기 위하여 수정하였습니다.
* 4, 5, 7 페이지에서 전체적인 띄어쓰기 및 어색한 문장을 확인 후 수정하였으며 Table1를 가운데로 정렬하여 독자들의 이해 및 가독성을 향상하기 위해 노력하였습니다.
* 「실험 결과」 섹션에서 제안하는 방법론과 관련된 정밀도/재현율 실험을 추가하여 PSG의 근거를 더욱 명확하게 제시하여 미흡함을 보완하고 연구의 타당성을 높이기 위하여 수정하였습니다.
* 「REFERENCE」 섹션에서 3년 이내의 최신 논문의 참고문헌을 추가하여 본 연구의 신뢰도를 높이고 최신 연구의 동향을 반영하였습니다.

검토자의 답변에 대한 세부적인 답변은 아래 작성된 리뷰에 대한 **"Author action"**을 참고해 주시고 변경된 사항은 원고에 노란색으로 표시하였습니다.

감사합니다.



**Reviewer#1, Concern # 1:**

**Author response:** 제안하는 SN-GAN과 PSG-GAN에 대해 비교적 잘 정리하고 필요성에 대해 작성되었지만 제안하는 방법론과 관련된 실험이 다소 미흡해 보임.

**Author action**: 본 논문에서는 제안하는 PSG-GAN이 제안하는 알고리즘의 정밀도/재현율 실험 결과 Table을 추가하였습니다. Table. 2는 SNGAN과 PSG-GAN의 수렴 이후 정밀도와 재현율의 평균을 나타냅니다.

텍스트, 스크린샷, 폰트, 번호이(가) 표시된 사진

자동 생성된 설명

정밀도는 모델이 True라고 분류한 것 중에서 실제 True인 것의 비율이며, 재현율은 실제 True인 것 중에서 모델이 True라고 예측한 것의 비율입니다. 정밀도와 재현율은 서로 상호보완적으로 사용해야 하며, 두 지표가 모두 높을수록 좋은 모델입니다. PSG-GAN의 정밀도는 0.6871로 SNGAN에 비해 약 42.6% 향상되었고 재현율 또한 0.6398로 SNGAN과 대비해 약 54.7% 개선되었습니다. 이러한 실험 결과를 통해 PSG-GAN 알고리즘이 실제와 유사한 이미지를 더욱 안정적으로 생성하여 더 넓은 범위의 데이터 분포를 포착할 수 있음을 표현합니다. 이를 통해, PSG-GAN 알고리즘의 연구 가치가 높으며 훈련의 불안정성을 완화하는 것에 대한 타당성이 높음을 입증하기 위해 논문을 수정하였습니다. (4.5 정밀도 재현율 비교, p.7 참조)



**Reviewer#1, Concern # 2:**

**Author response:** 전체적으로 띄어 쓰기 및 문장 확인 후 수정, 표1 정렬.

**Author response:** 본 논문에서 4, 5, 7장의 띄어 쓰기와 문장을 전체적으로 교정하였으며, Table 1을 가운데 정렬함으로 논문 자료들 간의 일관성을 유지하기 위해 노력을 하였습니다. 이를 통해, 문장의 명확성과 이해도를 향상하고 연구에 대한 전문성과 신뢰성을 반영하기 위해 수정하였습니다. (p.4,5,8 노란색 표시)



**Reviewer#2, Concern # 1:**

**Author response:** 3. Parallel Structured Generator GAN(PSG-GAN)과 4. 실험 결과 사이에 실제 시스템 상에서 처리되는 내용(그림 등)이 추가 되면 좀 더 체계적인 논문의 형식이 갖추어질 것으로 사료됨.

**Author action:** 본 논문에서는 제안하는 PSG-GAN이 제안하는 알고리즘의 정밀도/재현율 실험 결과 Table을 추가하여 3장 PSG-GAN알고리즘과 4장 실험 결과에 대해서 인과관계를 연결하여 체계적인 논문 형식을 갖추도록 하였습니다. Table. 2는 SNGAN과 PSG-GAN의 수렴 이후 정밀도와 재현율의 평균을 나타냅니다.

텍스트, 스크린샷, 폰트, 번호이(가) 표시된 사진

자동 생성된 설명

정밀도는 모델이 True라고 분류한 것 중에서 실제 True인 것의 비율이며, 재현율은 실제 True인 것 중에서 모델이 True라고 예측한 것의 비율입니다. 정밀도와 재현율은 서로 상호보완적으로 사용해야 하며, 두 지표가 모두 높을수록 좋은 모델입니다. PSG-GAN의 정밀도는 0.6871로 SNGAN에 비해 약 42.6% 향상되었고 재현율 또한 0.6398로 SNGAN과 대비해 약 54.7% 개선되었습니다. 이러한 실험 결과를 통해 PSG-GAN 알고리즘이 실제와 유사한 이미지를 더욱 안정적으로 생성하여 더 넓은 범위의 데이터 분포를 포착할 수 있음을 표현합니다. 이를 통해, PSG-GAN 알고리즘의 연구 가치가 높으며 훈련의 불안정성을 완화하는 것에 대한 타당성이 높음을 입증하기 위해 논문을 수정하였습니다. (4.5 정밀도 재현율 비교, p.7 참조)



**Reviewer#3, Concern # 1:**

**Author response:** 요약문의 내용이 많음. 7-8줄 내외 작성 권고

**Author action:** Over the past few years, Generative Adversarial Network(GAN) has experienced significant growth in various applications as a generative model. However, the stability issues in training remain a challenge in GANs.   To mitigate these problems, this paper proposes a novel GAN model that applies dual-parallelized generators. This study designs new methodologies by inputting three sets of data to the discriminator and updating the average of the loss values. Experimental results show that the proposed model shows an ideal convergence graph and reduces the loss by about 40%. The results also show an improvement in the quality of the generated data, with the model achieving stability during the training process.

권고사항에 맞게 요약 내용을 축소함으로 가독성을 높이기 위하여 수정하였습니다. (Abstract, p.1 참조)



**Reviewer#3, Concern # 2:**

**Author response:** 2장에서 관련 연구분석이 필요해 보임. 유사 문헌에 대한 분석이 필요함

**Author action:** 모델의 크기가 클수록 Spectral Norm을 계산하기 위해 더 많은 Power Iteration 단계가 필요하게 되고 이는 전체 훈련 시간에 영향을 미친다. 결국 정규화 기법은 판별자의 구별 능력을 제한할 수 있으며, 전반적인 이미지 품질에 부정적인 영향을 미치고 샘플 생성을 방해할 수 있다.[17]

결론적으로, SNGAN에서 SN을 활용하는 것은 훈련의 안정성을 보장하지만 계산 비용이라는 문제점을 동반한다. SNGAN와 관련 연구는 고해상도 출력과 업 스케일링(up-scaling)에 대한 연구로 발전하고 있는 반면[18][19][20],  학습의 불안정성과 과적합 문제의 연구는 완전히 개선되었다고 보기엔 무리가 있다. 이러한 종합적인 문제를 해결하기 위해 지속적인 연구가 필요하다.

본 논문의 2장에서 SNGAN을 통해 향후 발전하고 있는 연구에 대한 참고문헌과 내용을 간략하게 추가하여 SNGAN에 대한 분량이 너무 과도해지는 것을 방지하며, 해당 수정 내용에서는 학습의 불안정성을 방지하기 위한 PSG-GAN 알고리즘의 필요성에 대한 일관성 있는 흐름을 위해 추가로 기재하여 논문을 수정하였습니다. (2.Spectral Normalization GAN(SNGAN), p.3 참조)



**Reviewer#3, Concern # 3:**

**Author response:** 단순한 실험결과를 추가하여 유사 연구에 대한 연구부헌과의 비교 연구가 필요함

**Author action:** 본 논문에서는 제안하는 PSG-GAN이 제안하는 알고리즘의 정밀도/재현율 실험 결과 Table을 추가하였습니다. Table. 2는 SNGAN과 PSG-GAN의 수렴 이후 정밀도와 재현율의 평균을 나타냅니다.

**텍스트, 스크린샷, 폰트, 번호이(가) 표시된 사진

자동 생성된 설명**

정밀도는 모델이 True라고 분류한 것 중에서 실제 True인 것의 비율이며, 재현율은 실제 True인 것 중에서 모델이 True라고 예측한 것의 비율입니다. 정밀도와 재현율은 서로 상호보완적으로 사용해야 하며, 두 지표가 모두 높을수록 좋은 모델입니다. PSG-GAN의 정밀도는 0.6871로 SNGAN에 비해 약 42.6% 향상되었고 재현율 또한 0.6398로 SNGAN과 대비해 약 54.7% 개선되었습니다. 이러한 실험 결과를 통해 PSG-GAN 알고리즘이 실제와 유사한 이미지를 더욱 안정적으로 생성하여 더 넓은 범위의 데이터 분포를 포착할 수 있음을 표현합니다. 이를 통해, PSG-GAN 알고리즘의 연구 가치가 높으며 훈련의 불안정성을 완화하는 것에 대한 타당성이 높음을 입증하기 위해 논문을 수정하였습니다. (4.5 정밀도 재현율 비교, p.7 참조)



**Reviewer#3, Concern # 4:**

**Author response:** 최신 참고문헌 추가 필요

**Author action:** 본 논문에서는 해당 PSG-GAN 알고리즘이 최신 연구 동향을 반영한 신뢰도 높은 논문임을 증명하기 위해서 3년 이내의 자료들을 참고문헌에 추가하였습니다. 최신 참고문헌을 사용함으로써, 이 연구가 현재의 학문적 연구 방향성에 어떻게 기여하는지를 보여줄 수 있으며 현재 GAN이 가지고 있는 문제와 관련되어 있음을 보장합니다. (REFERENCE, p.8-9 참조)

