

Lab5. Style Transfer Final Report

정보컴퓨터공학부 202355514 강지원

1 주요 내용

본 Lab에서는 Original NST(Neural Style Transfer)와 Fast NST를 간단히 구현하고 결과를 시각화 및 분석한다.

2 NST(Neural Style Transfer)

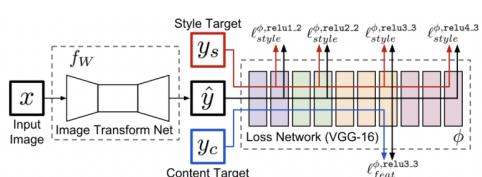


Figure 1: fast nst 구조

NST(Neural Style Transfer)는 콘텐츠 이미지와 스타일 이미지를 조합해 새로운 이미지를 만드는 기술이다. 기본 NST는 출력 이미지를 직접 최적화하기 때문에 계산량이 매우 많고 느린 반면, Fast NST는 한 번 학습된 Image Transform 네트워크를 사용하여 실시간으로 스타일 변환이 가능하며, 속도가 훨씬 빠르지만 한 번에 하나의 스타일만 적용하도록 학습된다는 한계가 있다.

3 Fast NST와 Original NST 성능 비교

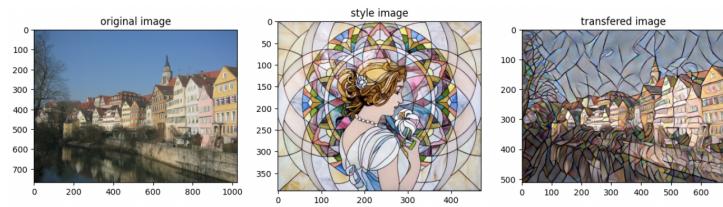


Figure 2: Original NST 결과

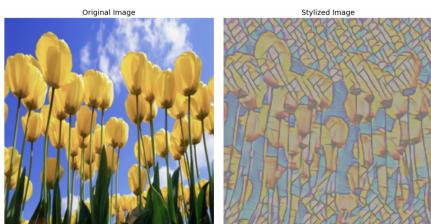


Figure 3: Fast NST 결과 ($\alpha = 1$)

Original NST의 이미지 생성 시간(추론 시간)은 iteration을 500으로 설정하였을 때, 약 2분이 소요되었고, Fast NST는 step을 2,000으로 설정하였을 때 학습시간은 약 9분, 이미지 생성 시간(추론 속도)은 1초 이내로 걸렸다.

Original NST는 Gram Matrix 기반의 반복적 최적화를 통해 스타일 패턴을 세밀하고 정확하게 학습한다. 그 결과, Figure 2에서 확인할 수 있듯이 스타일 이미지의 곡선, 유리창 패턴, 색감 질감 등이 정교하게 반영된다. 반면 Fast NST는 feed-forward 네트워크가 한 번의 패스만으로 스타일을 적용하므로 스타일 패턴이 단순화되고 추상화되는 경향이 있다. 스타일 표현이 이미지 전체에 자연스럽게 녹아드는 것이 아니라, 콘텐츠 이미지

위에 스타일 이미지를 겹쳐 놓은 듯한 느낌을 준다. 따라서 전반적인 이미지 품질 측면에서는 Original NST가 더 높은 스타일 재현성과 콘텐츠 보존성을 보여준다고 평가할 수 있다.

4 Alpha 값에 따른 Trade-off 분석

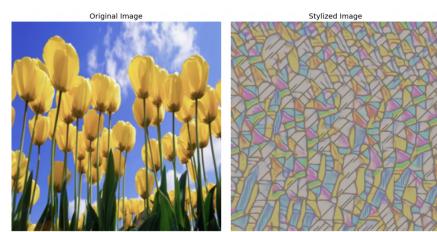


Figure 4: $\alpha = 0.1$ 결과

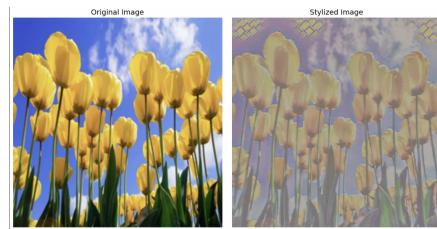


Figure 5: $\alpha = 10$ 결과

Alpha값은 content 이미지 손실의 가중치를 의미한다. Figure 5와 같이, 값이 커질수록 content 구조가 보존되고 style 구조는 열어진다. 반대로 Figure 4와 같이 alpha 값을 작게 설정하면 상대적으로 style 손실 가중치가 커져 스타일 질감이 강하게 나타나고 content 구조가 무너진다. 따라서 alpha값은 content 보존과 질감 표현 사이에 Trade-off를 조절하는 핵심 파라미터로, 적절한 균형을 찾는 것이 중요하다.

5 지브리 Style 이미지를 이용한 테스트



Figure 6: Original NST 이용



Figure 7: Fast NST 이용

풍경과 강아지가 있는 content 이미지와 지브리 애니메이션 style 이미지로 간단히 테스트 해보았다.

Original NST 결과는(Figure 6) 스타일 이미지의 질감을 content 이미지에 잘 녹여내어 스타일 변환의 효과를 명확히 제공하였다.

Fast NST 결과는(Figure 7) content 보존과 색조 변화 중심의 가벼운 스타일 적용을 통해 선명한 결과물을 제공하였다.

content, style 이미지 각각 한 장씩 만을 이용해 학습하였다 보니, 현재 테스트에서는 각 이미지에 대해 최적화를 진행하는 Original NST의 스타일 변환이 보다 잘 이루어 졌다고 볼 수 있다.

6 결론

본 lab을 통해 Fst NST와 Original NST는 성능과 결과 품질 측면에서 큰 차 이를 보임을 확인하였다. Fast NST는 사전 학습된 Image Transform Network를 기반으로 실시간에 가까운 빠른 추론 속도를 제공하며, content 구조를 보존하면서 분위기 중심의 가벼운 스타일 변환에 적합하다고 느꼈다. 하지만 질감 표현의 세밀함과 구조적 특징을 충분히 반영하지 못해 스타일 재현력은 Original NST에 비해 떨어진다.

Original NST는 반복적인 최적화 과정을 통해 스타일 이미지의 질감, 선 등의 세부 패턴을 정교하게 학습한다. 그 결과 풍부하고 세밀한 스타일 표현이 가능하며 스타일 재현성 측면에서는 Fast NST보다 훌륭하다고 느꼈다. 그러나 이미지 한 장을 생성하는 데에 많은 연산이 필요해 실행 시간이 다소 오래 걸리며, 실시간 응용에서는 부적합하다는 단점이 있다.

-
- [1] Justin Johnson, Alexandre Alahi, Li Fei-Fei, *Perceptual Losses for Real-Time Style Transfer and Super-Resolution*, arXiv preprint arXiv:2010.11929, 2016. <https://arxiv.org/abs/1603.08155>
 - [2] ejji, 스타일 전이(Style Transfer), Tistory, 2025. <https://ejji.tistory.com/5>