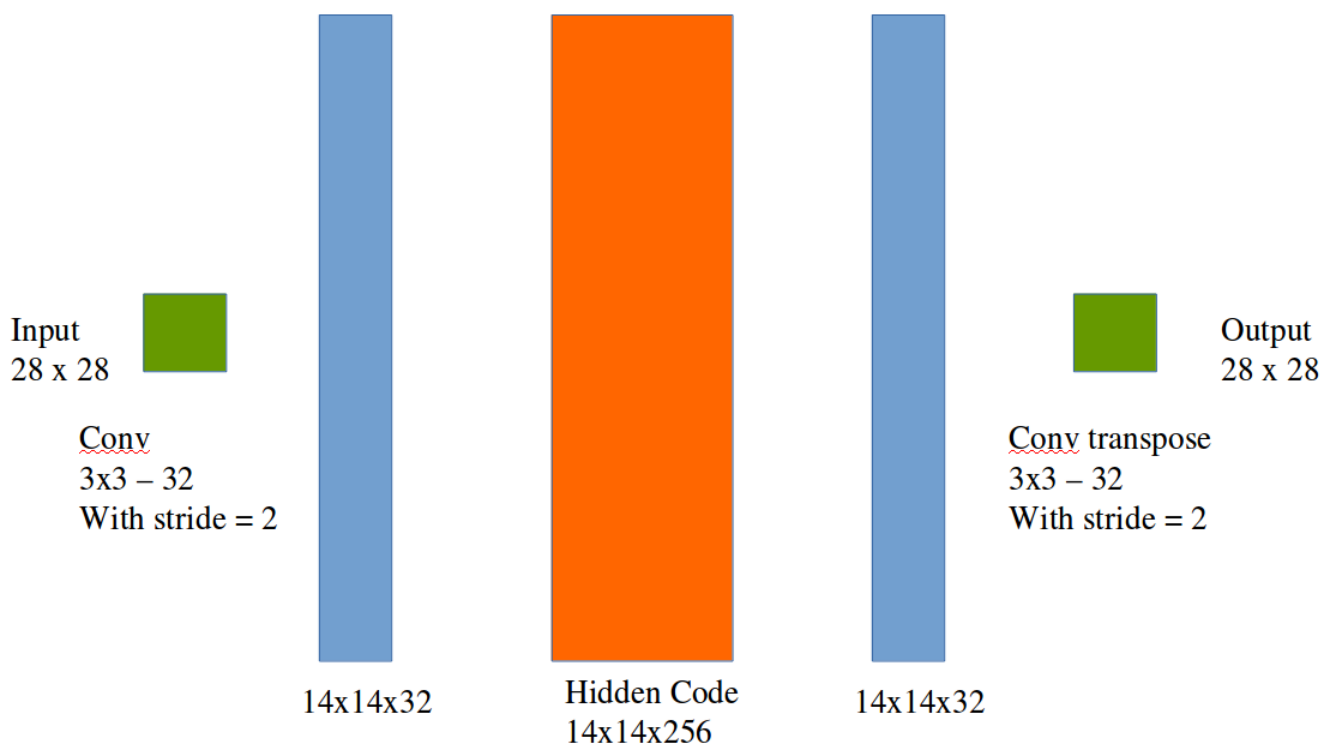


1. 문제 정의

MIST 손글씨 데이터를 이용하여 Denoising Autoencoder를 구현하는 것이다. 랜덤한 위치에 구멍이난 그림을 구멍이 채운 그림으로 복원 및 추출해내는 것을 목표로 한다.

2. Denoising Autoencoder 네트워크 구조



3. 인자 탐색 과정 및 결과

1) Lab시간에 다룬 기본 모델을 우선 적용해보았다.

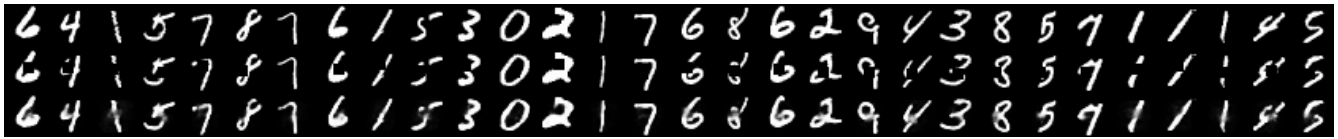
Encoder: 32 → 128, Decoder: 128 → 32, both filters with 5x5



→ reconstructed image를 보면 이미지가 뭉뚱그려지고 상당히 blurry함을 볼 수 있다. Epoch 10을 돌았을 때 cost도 0.015 정도로 높음을 확인했다.

2) encoder, decoder 채널을 늘리고, filter 크기를 줄인 모델

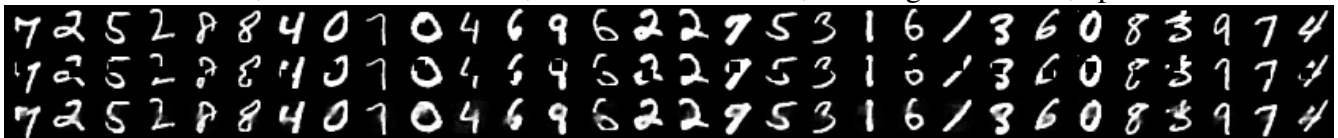
Encoder: 32 → 256, Decoder: 256 → 32, both filters with 3x3



→ 1번의 결과보다 사진이 뭉뚱그려지는 현상이 완화되었음을 확인할 수 있다. 이 세팅에서 epoch을 늘리고, learning rate도 0.01에서 0.05정도로 올려보았으나 cost가 오히려 더 높아지며 학습이 잘 되지 않음을 확인했다. 따라서 적정 에포크는 10~15회, 적정 learning rate은 0.01로 판단했다.

3) 최종 모델

Encoder: 32 → 256, Decoder: 256 → 32, both filters with 3x3, learning rate = 0.01, epoch = 10



→ 이전 결과보다 훨씬 손글씨 복원이 정교함을 확인할 가능하다. 특히 오른쪽에서 13번째에 있는 숫자 5를 주목하길 바란다. 3 또는 6으로 판단할 수 도 있는 상황에서 정확히 5를 복원해내는 성능을 보였다. Cost도 0.81로 가장 준수한 모습을 보였다. 따라서 해당 모델을 최종 모델로 채택했다.

4. 결과

뚫려있는 구멍이 ‘얼마나 많은 획’에 영향을 주었는가 복원 결과에 큰 영향을 주는 것으로 생각된다. 랜덤하게 뚫린 구멍이 손글씨 숫자의 한 획, 그리고 끝 쪽에 가까운 부분에 영향을 주었을 때는 매우 정확한 복원 능력을 보였다. 상대적으로 끝 쪽일수록 획의 방향, 세기 등에 변화가 일어날 확률이 낮을 것으로 인식한다고 판단된다. 또한, 한 획만 영향을 받았을 때는 그저 이어서 획을 그으면 되는 경우가 빈번하여 복원이 평이하다고 판단된다.

하지만 구멍에 의해 두 개의 획이 영향을 받거나, 획의 방향이 곡선이나 원의 형태를 띠는 곳이 영향을 받은 경우는 복원에 어려움이 있는 것으로 판단된다. 특히 숫자 8자의 가운데 교차점에서는 그저 뭉뚱그려서 표현하는 한계를 보였다. 비슷한 영향을 받은 숫자 4의 경우는 8에 비해 훨씬 나은 복원력을 보였는데, 이는 곡선이 아닌 직선이 갖는 복원의 상대적 용이함으로 판단된다.