

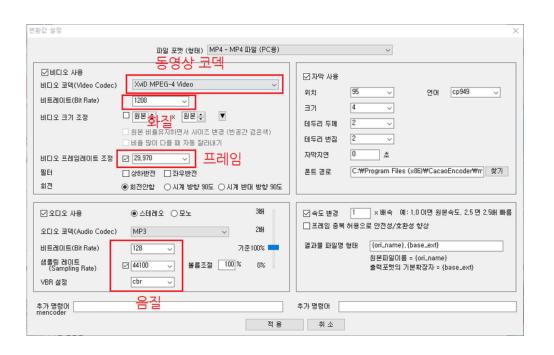
Keras (3)

고려대학교 INI Lab

AutoEncoder

Encoder

기존의 데이터를 주어진 알고리즘을 통해 변환, 혹은 암호화(코딩)하여 새로운 결과물을 생성하는 작업



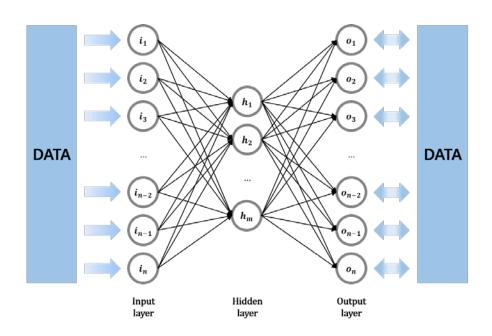
Encoder

기존의 데이터를 주어진 알고리즘을 통해 변환, 혹은 암호화(코딩)하여 새로운 결과물을 생성하는 작업

C ZII	🐧 새로 압축					×
=	압축할 파일 목록					
보 너 다 긴 참 우	이름 .gitignore .git keras tensorflow		26.1MB 4.09MB	경로 D:#Workspace#basic_ D:#Workspace#basic_ D:#Workspace#basic_ D:#Workspace#basic_	tf_2018₩.git tf_2018₩keras	
	압축할 파일 크기: 50.6N	1B			추가(<u>A</u>)	제거(<u>D</u>)
	압축 파일 설정					
	파일 이름	D:\Workspace\basic_tf_2018\basic_tf_2018.zip				
1	압축 형식	ZIP ~				2
	분할 압축	분할하지 않음 💛				
	압축 방법	보통 ~	압축 설정			
	☐ 암호 설정(P)		암호 확인			
	□압축 후 테스트(T)	□ 압축 후 원본파일 삭제(E)	□ 각각 파일명/취	폴더명으로 압축하기		
	☑ 상세 설정 보기				압축 시작	취소 .::

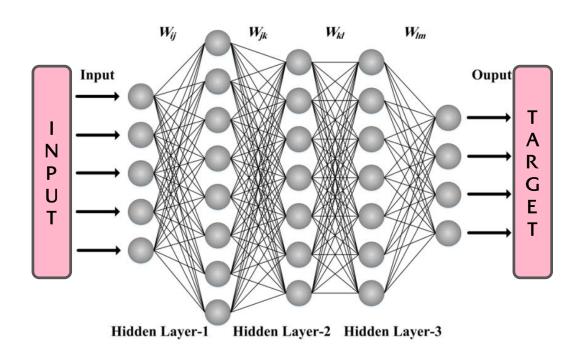
AutoEncoder

스스로 결과물을 생성하는 과정(알고리즘)을 학습하는 기계학습 모델



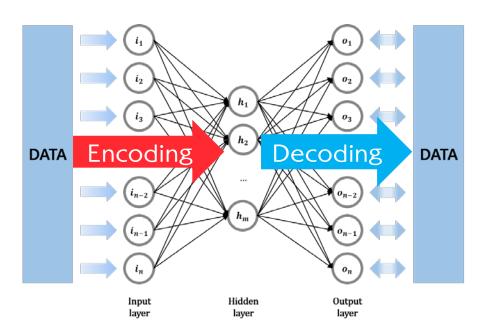
Review FFNN

AutoEncoder의 Target은?



AutoEncoder

Target을 input 데이터와 동일하게 놓고, 인코딩 작업을 수행한 후, 이를 디코딩 과정으로 원래 데이터로 <u>복원</u>하는 과정을 통해 학습을 수행



i_5 Input Hidden layer layer

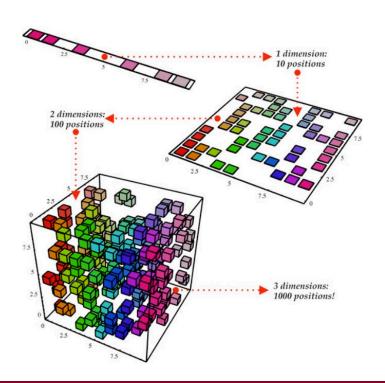
Why AutoEncoder?

데이터를 재생산하는 과정을 통해, 고차원의 데이터를 저차원의 데이터로 변환(손실 압축)

- 데이터의 차원을 줄여서 불필요한 데이터 를 제거하고
- 2. 데이터의 숨겨진 특징을 찾아내는 것
- 3. Manifold Learning
- ▶ PreTraining

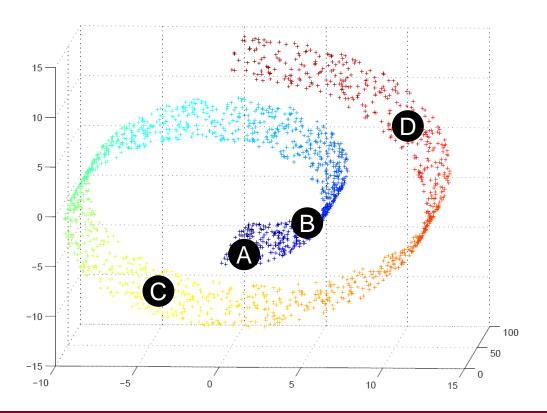
Curse of Dimensionality

차원이 커질 수록, 해당 차원에 표현되는 데이터를 제대로 학습하기 위해 필요한 데이터의 양이 기하급수 적으로 증가



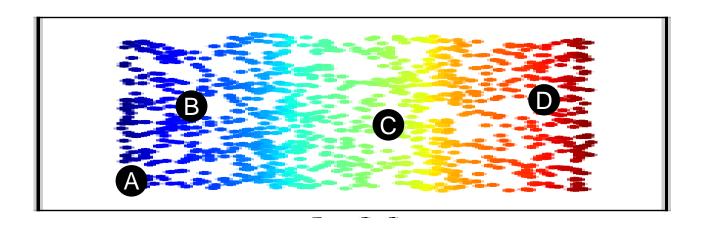
Manifold

두 점 사이의 거리 혹은 유사도가 근거리에서는 유의미하지만 원거리에서는 그렇지 않은 공간



Manifold

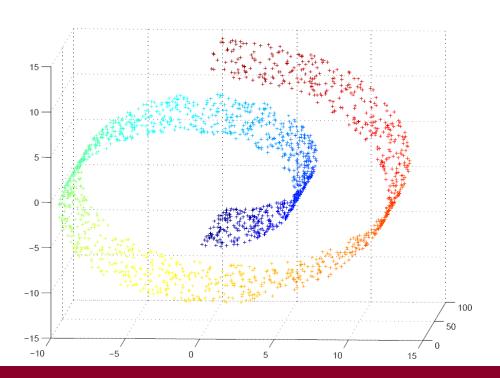
두 점 사이의 거리 혹은 유사도가 근거리에서는 유의미하지만 원거리에서는 그렇지 않은 공간



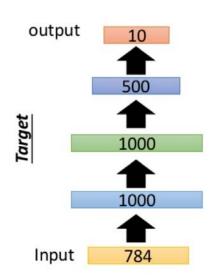
Manifold Hypothesis

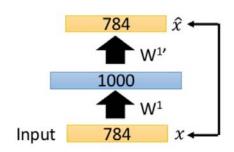
고차원의 데이터는 차원이 크지만, 고차원 데이터 분포를 표현하는 Manifold가 존재 대부분의 데이터는 Manifold 상에 존재하며, 이를 벗어나면 밀도가 낮아짐

▶ 고차원 데이터를 저차원의 Manifold로 표현하면, 차원의 저주를 해결할 수 있을 것이다.

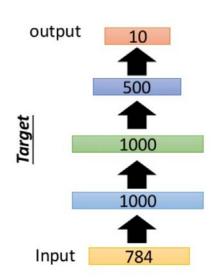


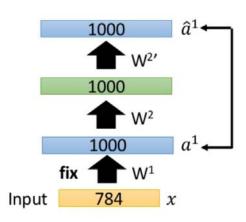
정답 값인 label data를 이용하여 network를 training 시키기 이전에, 먼저 입력 값을 이용하여 network를 선행학습.



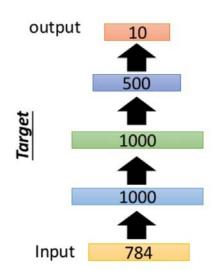


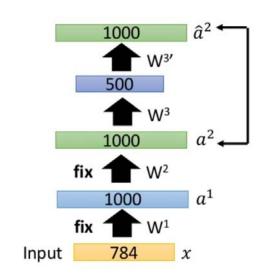
정답 값인 label data를 이용하여 network를 training 시키기 이전에, 먼저 입력 값을 이용하여 network를 선행학습.



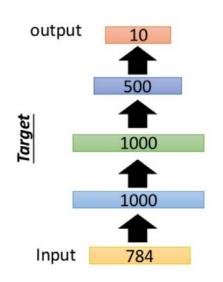


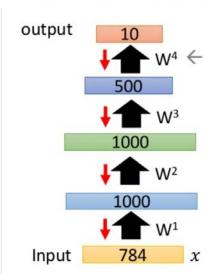
정답 값인 label data를 이용하여 network를 training 시키기 이전에, 먼저 입력 값을 이용하여 network를 선행학습.





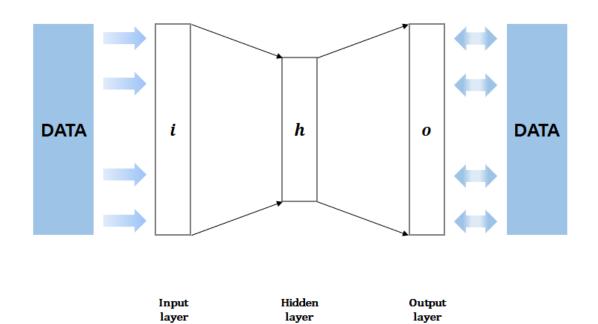
정답 값인 label data를 이용하여 network를 training 시키기 이전에, 먼저 입력 값을 이용하여 network를 선행학습.



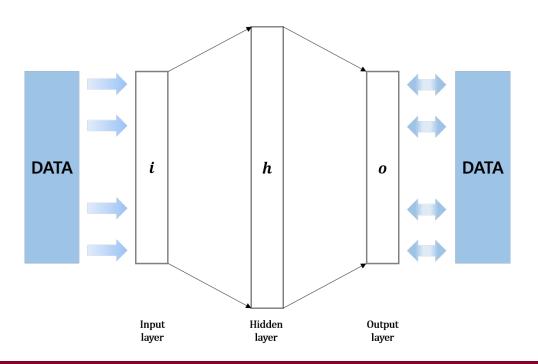


Undercomplete Autoencoder

▶ 실제 데이터보다 불완전(undercomplete)하게 데이터를 인코딩하는 작업을 수행하여 데이터의 sparsity를 해소

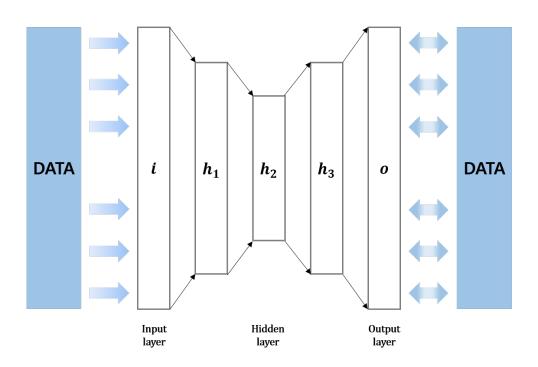


Overcomplete Autoencoder



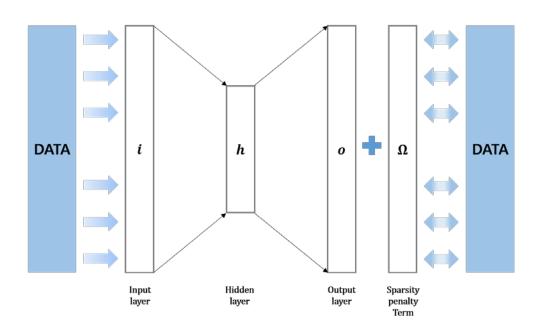
Stacked Autoencoder

▶ 인코딩 작업을 단계적으로 수행. 좀 더 정교하게 데이터를 encoding, decoding 할 수 있음



Sparse Autoencoder

▶ 데이터 분포도를 표현하는 sparsity penalty term을 계산하여, 데이터의 sparsity를 줄이는 방향으로 학습 유도



Denoising Autoencoder

▶ 입력값에 의도적으로 noise 데이터를 추가하여 모델을 학습시킴. Noise에 tolerant한 일반화된 모델을 학습하는 것이 가능

