# 강의계획표

| 주 | 해당 장 | 주제 |
|---|---|---|
| 1 | 1장<br>2장, 3장 | 머신러닝이란 |
| 2 | | 머신러닝을 위한 기초지식, 구현을 위한 도구 |
| 3 | 4장 | 선형 회귀로 이해하는 지도학습 |
| 4 | 5장 | 분류와 군집화로 이해하는 지도 학습과 비지도 학습 |
| 5 | 6장 | 다양한 머신러닝 기법들<br>- 다항 회귀, Logistic Regression<br>- 정보이론, 결정트리<br>- SVM, Ensemble |
| 6 | | |
| 7 | | |
| 8 | | 중간고사 (04-20) |
| 9 | 7장 | 인공 신경망 기초 - 문제와 돌파구 |
| 10 | 8장 | 고급 인공 신경망 구현 |
| 11 | 9장 | 신경망 부흥의 시작, 합성곱 신경망 |
| 12 | 10장 | 순환 신경망 |
| 13 | 11장 | 차원축소와 매니폴드 학습 |
| 14 | **12장<br>보강주** | **오토인코더와 잠재표현 학습<br>AI의 현재와 미래** |
| 15 | | |
| 16 | | 기말고사 |

# 12장 오토인코더와 잠재 표현 학습

## 14 주차

- 신경망을 통해 데이터의 특징을 찾아내는 방법
- 데이터의 특징을 유지한 잠재표현으로 바꾸고 원 데이터를 복원하는 모델
- 오토인코드를 통한 특징 추출
- 잠재표현과 오토인코드를 통한 차원축소와 복원
- 잠재표현을 이용한 새로운 데이터 생성 방법

- 참고문헌
  - [정리노트] [AutoEncoder의 모든것] Chap3. AutoEncoder란 ...
  - 08. 오토인코더 (AutoEncoder)
  - AutoEncoder(오토인코더) - MNIST dataset 사용 - 별준 코딩
  - 케라스로 이해하는 Autoencoder | Keras for Everyone

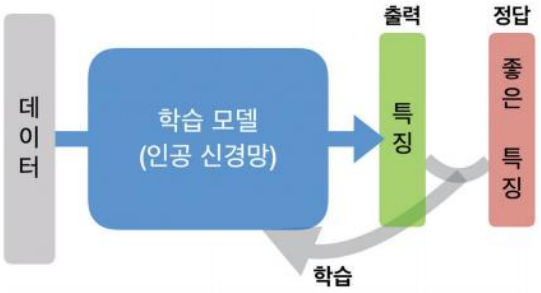
# 특징, 그리고 잠재 표현 학습 (1)

- 차원 축소dimensionality reduction
  - 데이터를 표현하기 위해 사용하는 공간을 더 낮은 차원으로 바꾸는 것
  - 차원의 저주를 피함
  - CNN은 합성곱 계층과 풀링 계층을 거치면서 불필요한 정보는 제거불필요한 정보는 제거하고 필요한 **특징을 추출**하여 낮은 차원에 표현
- 특징 추출
  - 차원 축소와 원래 데이터를 다른 공간으로 옮기는 것
  - 데이터를 다른 방식으로 표현(예, SVD: 데이터의 압축과 복원)
    - 데이터를 압축해서 얻은 정보는 원래 이미지에서 발견할 수 있는 특성이 전혀 없어 보임
    - 복원 연산을 통해 정보가 다 사라진 것처럼 보였던 압축 데이터에서 원래 이미지의 모습을 다시 생성
    - 압축 데이터는 우리가 눈으로 관찰하는 것과는 전혀 다른 방식으로 데이터를 표현하는 것으로, 원래의 데이터가 가진 특징을 잃어버리지 않아 복원 과정에서 원래의 데이터를 더 잘 재현
  - LLE, Isomap, t-SNE

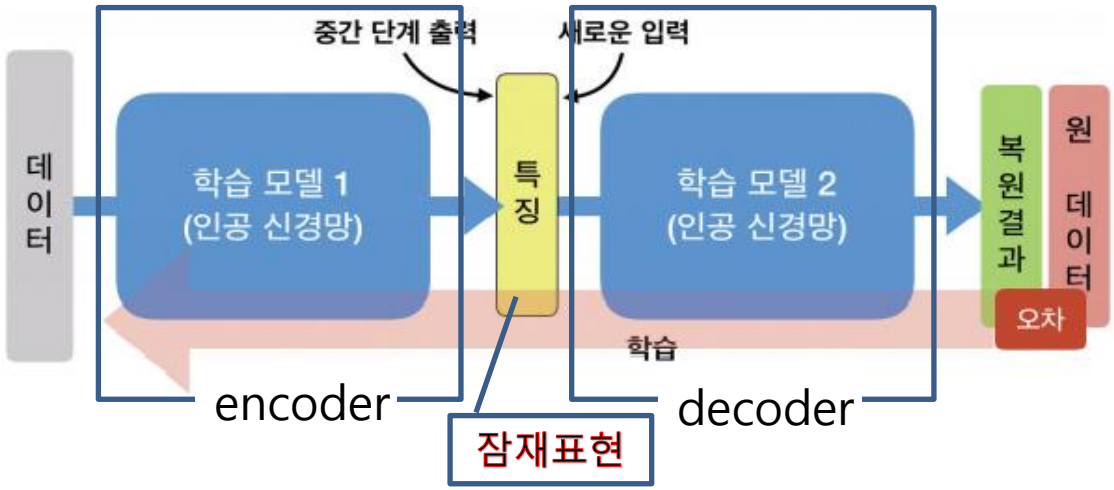
# 특징, 그리고 잠재 표현 학습 (2)

❖ 인공신경망을 이용한 특징 추출

- 정답으로 좋은 특징(?)을 제공
- 출력과 비교하여 학습



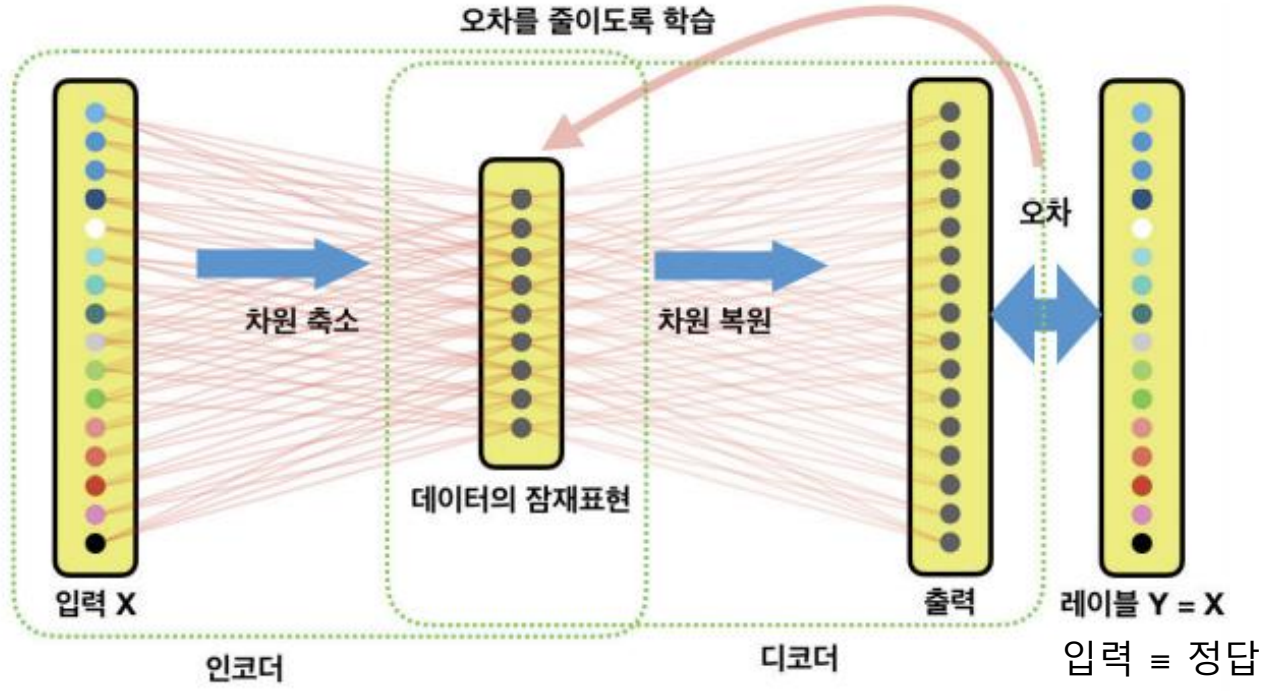

❖ 오토인코더autoencoder




- 입력 데이터를 우리가 관심을 가지는 데이터 공간의 일부만을 제한적으로 드러내는 표본이라고 할 때, 이 데이터를 포함하는 미지의 큰 데이터 집단은 어떤 특징을 가지는지 파악하기 위해 사용할 수도 있을 것
- 잠재 표현latent representation : 데이터를 잠재공간(중간 단계의 특징표현 공간)에 표현
- 오토인코더: 입력 데이터의 **분포를 학습**하여 얻은 잠재 표현을 이용하여 다양한 분야, 특히 데이터를 생성하는 모델

# 압축과 복원 - 오토인코더로 구현하기 (1)

❖ Autoencoder의 신경망 구현




- 잠재 표현은 입력 데이터를 잘 표현하는 특징
- 사람의 개입 없이 특징을 추출하는 역할
- 차원 축소 기법을 통해 얻는 것이 아니라, 신경망이 자동으로 생성한 모델을 통해 얻음

# 압축과 복원 - 오토인코더로 구현하기 (2)

❖ Keras API

```
encoding_layers = Sequential(...
decoding_layers = Sequential(...
```

decoding_layers는 encoding_layers의 출력을 입력으로 사용

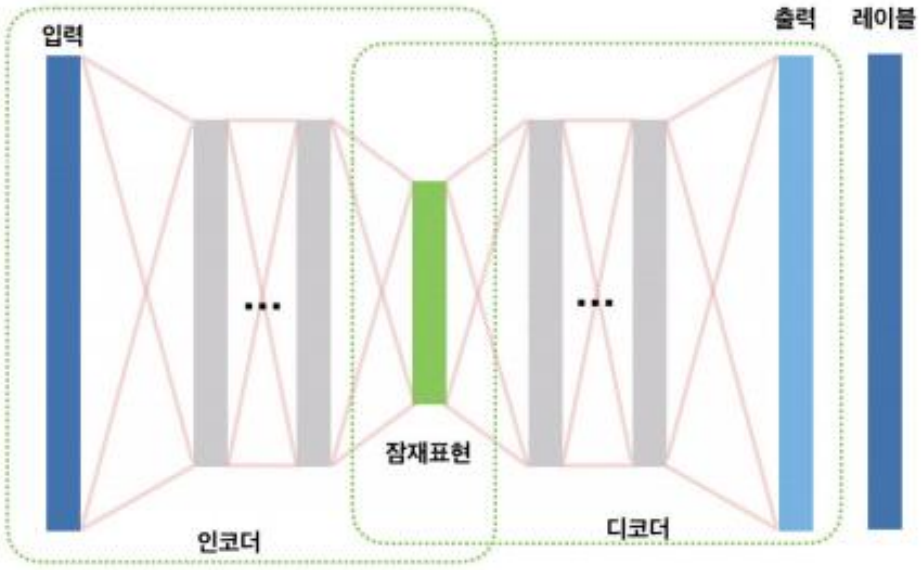
```
AE = Sequential([encoding_layers, decoding_layers])
```

```
AE.fit(X, X, epoch = n_epoch)
```

학습: 입력과 출력이 같음

```
embedding = encoding_layers.predict(X)
```

잠재표현



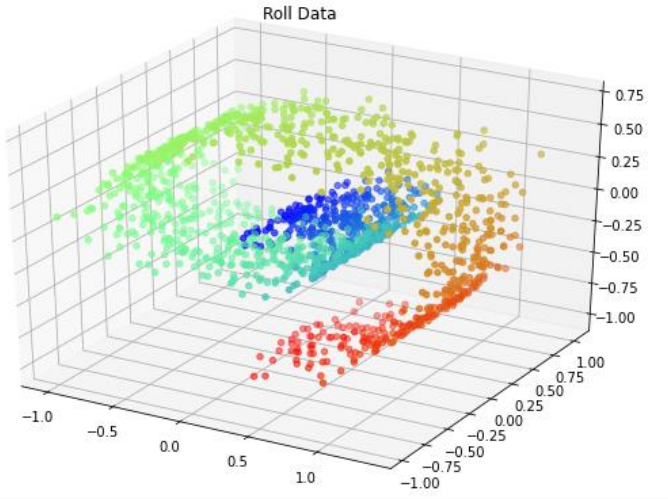
# Program (1)

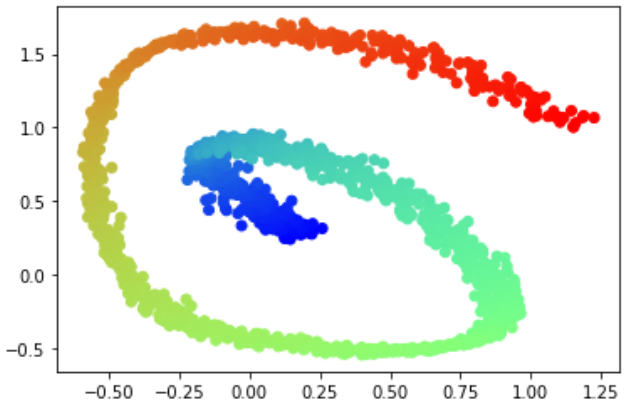
❖ LAB12-1 오토인코더로 롤 모양의 데이터응 2차원 공간에 임베딩

- https://colab.research.google.com/drive/1rCWIRCOELejbUEKlX0YLp8bDWDoBMn8b
- 비교: 11장 차원 축소 결과

```
from tensorflow.keras import models
from tensorflow.keras import layers
enc = models.Sequential([layers.Dense(2, input_shape=[3],
                                      activation = 'elu')])
dec = models.Sequential([layers.Dense(3, input_shape=[2],
                                      activation = 'elu')])

AE = models.Sequential([enc, dec])
AE.compile(loss = 'mse')
AE.summary()
```

```
Model: "sequential_2"
_________________________________________________________________
Layer (type)                 Output Shape              Param #
=================================================================
sequential (Sequential)      (None, 2)                 8
_________________________________________________________________
sequential_1 (Sequential)    (None, 3)                 9
=================================================================
Total params: 17
Trainable params: 17
Non-trainable params: 0
```



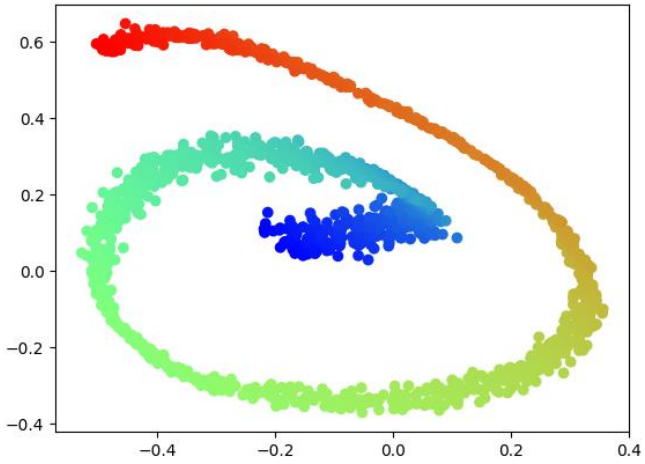
# Program (2)

❖ LAB12-2 다층 구조 오토인코더로 차원 축소/복원

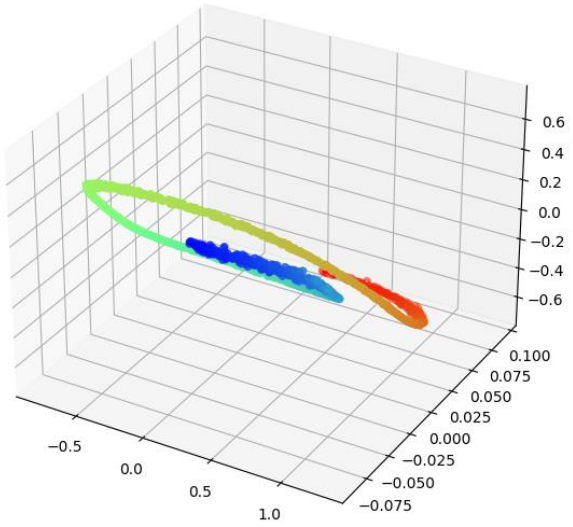
```
from tensorflow.keras import models
from tensorflow.keras import layers

enc = models.Sequential([layers.Dense(2, input_shape=[3],
                                      activation='elu'),
                         layers.Dense(2, activation='elu'),
                         layers.Dense(2, activation='elu')])
dec = models.Sequential([layers.Dense(2, input_shape=[2],
                                      activation='elu'),
                         layers.Dense(2, activation='elu'),
                         layers.Dense(3, activation='elu')])
```

```
AE = models.Sequential([enc, dec])
AE.compile(loss = 'mse')
AE.summary()
```

```
Model: "sequential_4"
_________________________________________________________________
 Layer (type)                Output Shape              Param #
=================================================================
 sequential_2 (Sequential)   (None, 2)                 20

 sequential_3 (Sequential)   (None, 3)                 21

=================================================================
Total params: 41
Trainable params: 41
Non-trainable params: 0
_________________________________________________________________
```




reduced = enc.predict(X)




rcvrd = dec.predict(reduced)

# Program (3)

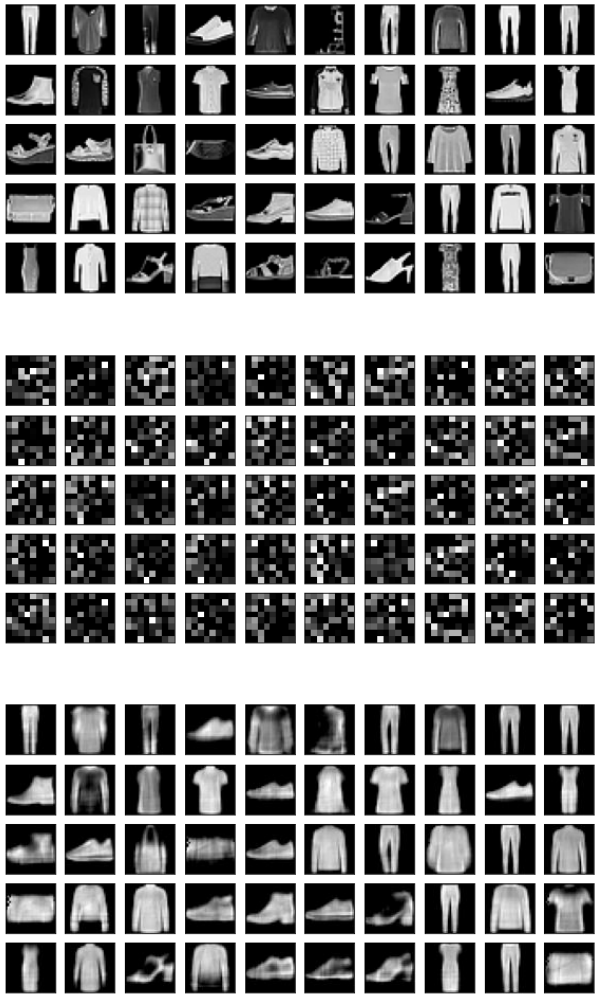
❖ LAB12-3 오토인코더를 이용한 이미지 압축과 복원 (비교 11장 LAB11-2)

- MLP

```
from tensorflow.keras import models
from tensorflow.keras import layers

enc = models.Sequential([layers.Dense(64, input_shape=(784, ),
                                      activation='elu'),
                         layers.Dense(64, activation='elu'),
                         layers.Dense(64, activation='elu')])
dec = models.Sequential([layers.Dense(64, input_shape=(64, ),
                                      activation='elu'),
                         layers.Dense(64, activation='elu'),
                         layers.Dense(784, activation='elu')])
```

```
AE = models.Sequential([enc, dec])
AE.compile(loss = 'mse')
AE.summary()
```

```
Model: "sequential_13"
_________________________________________________________________
 Layer (type)                 Output Shape              Param #
=================================================================
 sequential_11 (Sequential)  (None, 64)                58560

 sequential_12 (Sequential)  (None, 784)               59280

=================================================================
Total params: 117,840
Trainable params: 117,840
Non-trainable params: 0
```



28x28

잠재표현
8x8

# Program (4)

❖ LAB12-3 오토인코더를 이용한 이미지 압축과 복원 (비교 11장 LAB11-2)

- Con2D 사용

```
enc_cnn = models.Sequential([
              layers.Conv2D(filters=16, kernel_size=3,
                                activation='elu', input_shape=(28,28,1)),
              layers.Conv2D(filters=16, kernel_size=3, activation='elu'),
              layers.Flatten(),
              layers.Dense(64, activation='elu')])
```

```
dec_cnn = models.Sequential([
      layers.Dense(9216, input_shape=(64, ), activation='elu'),
      layers.Reshape(target_shape=(24,24,16)),
      layers.Conv2DTranspose(filters=16, kernel_size=3, activation='elu'),
      layers.Conv2DTranspose(filters=1, kernel_size=3, activation='elu')])
```

원본

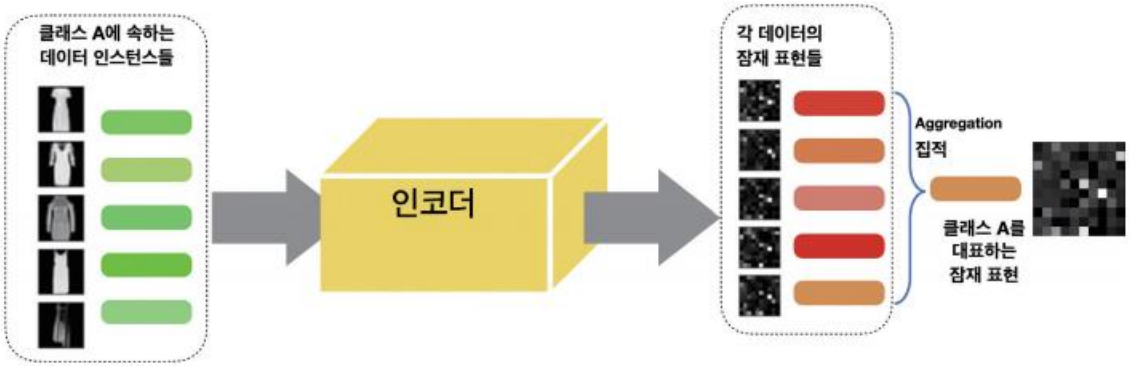
```
samples = samples.reshape(-1, 28, 28, 1)
reduced = enc_cnn.predict(samples)
recovered = dec_cnn.predict(reduced)
plot_images(5, 10, recovered.reshape(-1, 28, 28))
```

복원

# 잠재 표현으로 새로운 데이터 만들기 (1)

❖ 클래스 대표 데이터 생성기

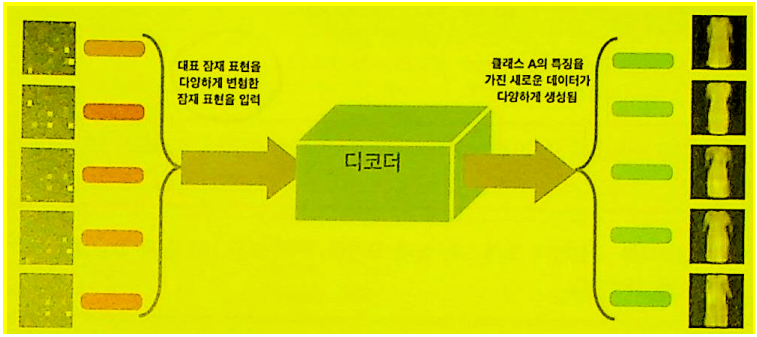
- 학습이 끝난 뒤에, 같은 클래스에 속하는 데이터들만 인코더를 통과시키면 **해당 클래스에 속한 데이터들의 잠재 표현**을 얻을 수 있음
- 집적화aggregation 연산: 평균값을 구하는 연산



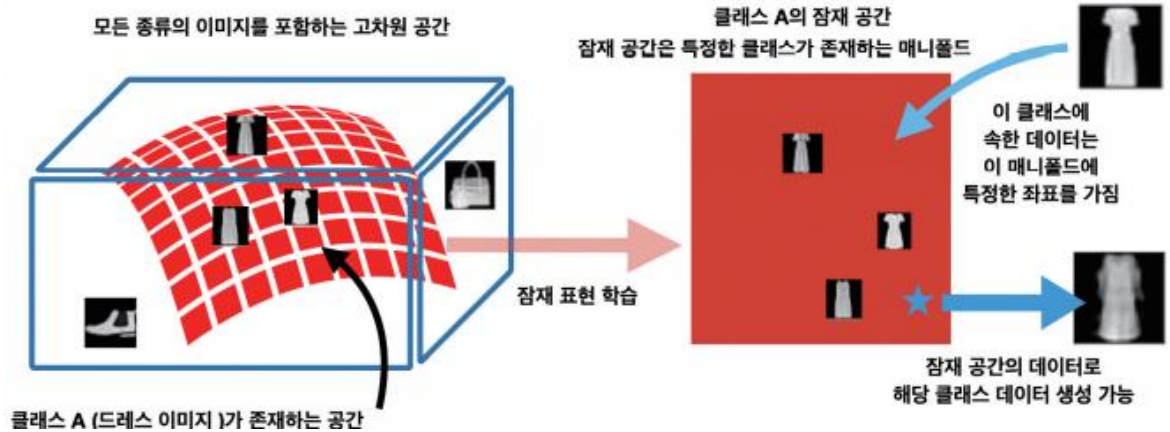

- 대표 잠재 표현을 입력받은 디코더는 해당 클래스의 특징을 가장 잘 드러내는 새로운 이상적인 데이터를 만들어 냄

# 잠재 표현으로 새로운 데이터 만들기 (2)

- 클래스에 속하는 다양한 데이터 생성기
  - 대표 잠재 표현을 조금씩 변형하여 디코더에 입력
  - 클래스의 특징은 가지고 있지만 원래의 데이터에서 관찰할 수 없었던 새로운 데이터를 얻을 수 있음

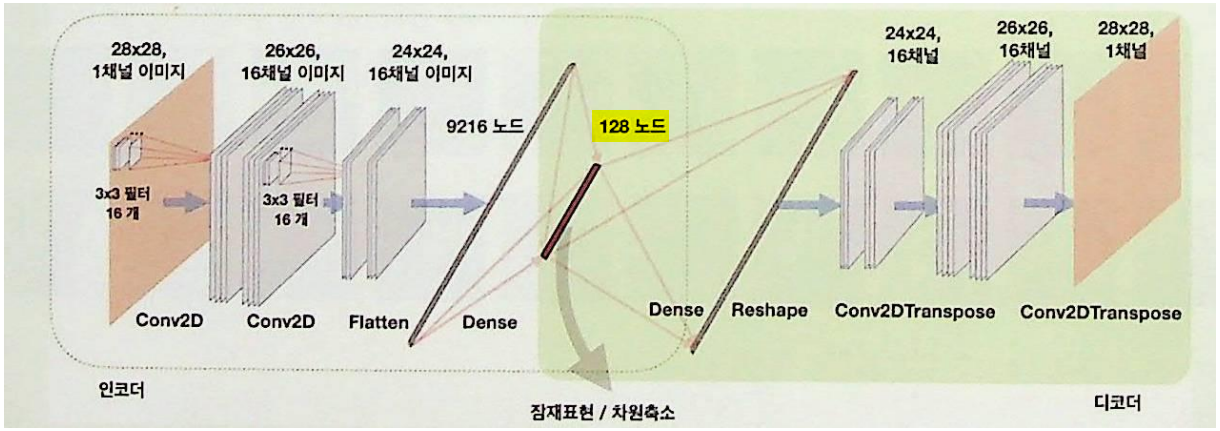



- 잠재공간의 학습
  - 관찰한 데이터의 본질적 모습을 찾는 작업



# Program (5)

❖ LAB12-4 오토인코더를 이용한 데이터 생성




```
enc_cnn = models.Sequential([
              layers.Conv2D(filters=16, kernel_size=3,
                            activation='elu', input_shape=(28,28,1)),
              layers.Conv2D(filters=16, kernel_size=3, activation='elu'),
              layers.Flatten(),
              layers.Dense(100, activation='elu')])
enc_cnn.summary()
```

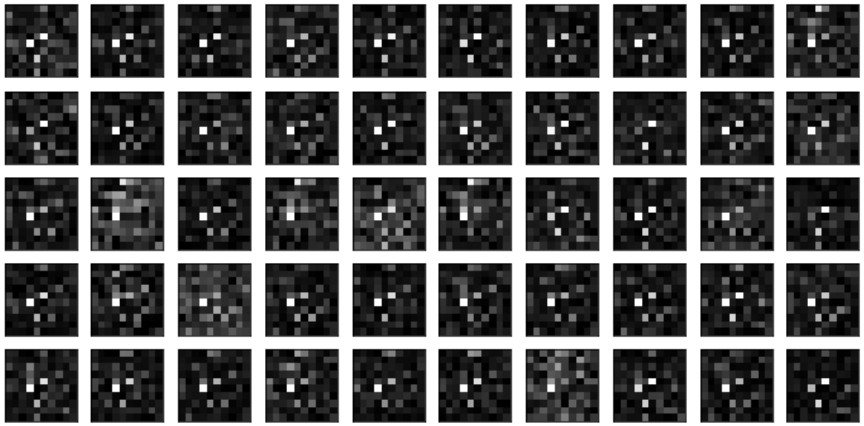
```
Model: "sequential"
_________________________________________________________________
Layer (type)                 Output Shape              Param #
=================================================================
conv2d (Conv2D)              (None, 26, 26, 16)        160
_________________________________________________________________
conv2d_1 (Conv2D)            (None, 24, 24, 16)        2320
_________________________________________________________________
flatten (Flatten)            (None, 9216)              0
_________________________________________________________________
dense (Dense)                (None, 100)               921700
```

```
dec_cnn = models.Sequential([
      layers.Dense(9216, input_shape=(100, ), activation='elu'),
      layers.Reshape(target_shape=(24,24,16)),
      layers.Conv2DTranspose(filters=16, kernel_size=3, activation='elu'),
      layers.Conv2DTranspose(filters=1, kernel_size=3, activation='elu')])
dec_cnn.summary()
```

```
Model: "sequential_1"
_________________________________________________________________
Layer (type)                 Output Shape              Param #
=================================================================
dense_1 (Dense)              (None, 9216)              930816
_________________________________________________________________
reshape (Reshape)            (None, 24, 24, 16)        0
_________________________________________________________________
conv2d_transpose (Conv2DTran (None, 26, 26, 16)        2320
_________________________________________________________________
conv2d_transpose_1 (Conv2DTr (None, 28, 28, 1)         145
```

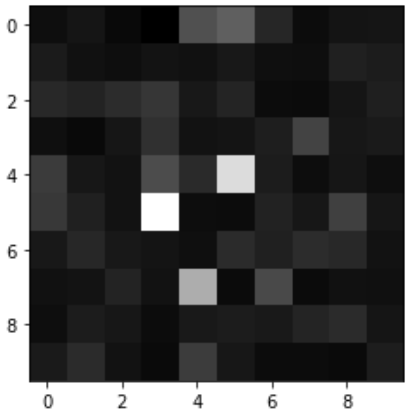
# Program (5)

Train_labels = 3



Train_labels 3의 잠재표현

Train_labels 3의
대표 잠재표현




dress_latent =
dress_encoded.mean(axis = 0)

변형
생성

dress_generated = dec_cnn.predict([dress_latent_augmented])

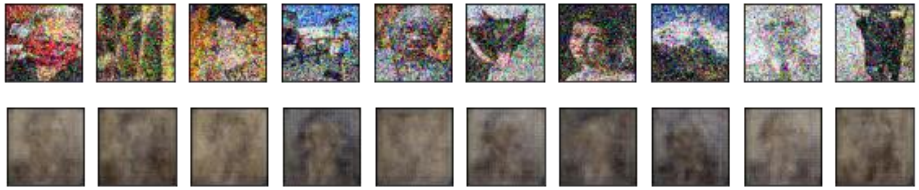
# Mini Project (잡음제거)

- ❖ **A2** 잡음제거: 오토인코더 활용(비교 **A1** k-NN의 활용)
  - https://colab.research.google.com/drive/1cifkeX53mLnYdyv2yeLj02SmtR3GtMkc
  - 잠재표현: 잡음과 같이 중요하지 않는 데이터 제거한 것

원본에 noise 추가

```
enc_cnn = models.Sequential([
            layers.Conv2D(filters=16, kernel_size=3,
                  strides=(3,3), activation='elu', input_shape=(63,63,3)),
            layers.Conv2D(filters=8, kernel_size=3, activation='elu'),
            layers.Flatten(),
            layers.Dense(1024, activation='elu')])
dec_cnn = models.Sequential([
      layers.Dense(2888, input_shape=(1024, ), activation='elu'),
      layers.Reshape(target_shape=(19,19,8)),
      layers.Conv2DTranspose(filters=16, kernel_size=3, activation='elu'),
      layers.Conv2DTranspose(filters=3, kernel_size=3, strides=(3,3),
                             activation='elu')])
```

Train data의 잠재표현



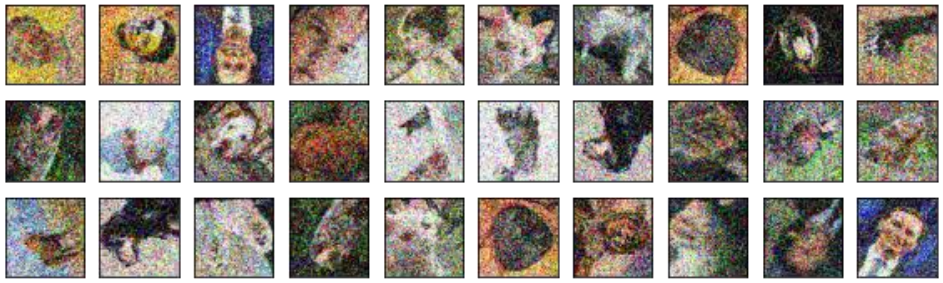
Test data의 잠재표현
Data 부족

# Mini Project (잡음제거)

❖ Data 증강

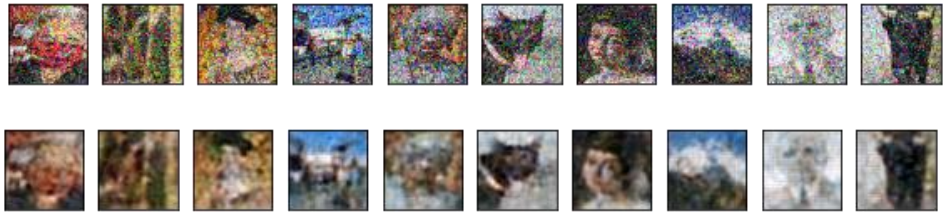
- keras.preprocessing.image.ImageDataGenerator class
- 새로운 image 생성: ImageDataGenerator.flow()
- 새로운 image에 잡음 추가: new_y + np.random.randn(nData, imgR, imgC, channel)*0.3

```
from keras.preprocessing.image import ImageDataGenerator
image_generator = ImageDataGenerator(
    rotation_range=360,
    zoom_range=0.1,
    shear_range=0.1,
    width_shift_range=0.1,
    height_shift_range=0.1,
    horizontal_flip=True,
    vertical_flip=True)
```



변형된 image

변형된 image에 noise 추다



Test data의 잠재표현

# Mini Project (데이터 분포 visualization)

- **C1** 차원축소: 데이터 분포 가시화
  - Autoencoder를 사용한 잠재표현(128차원)
  - T-SNE