

Advanced Institute for Artificial Intelligence – Al2

https://advancedinstitute.ai

Agenda

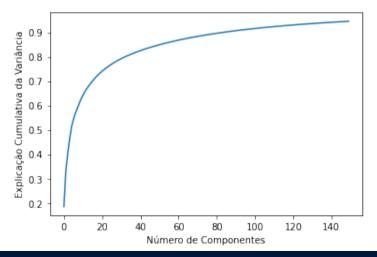
Agenda

- ☐ Aprendizagem não-supervisionada
- □ Redução de Dimensionalidade
- Autoencoders
- ☐ Autoencoders e Redes Convolucionais
- ☐ Autoencoders e Sequências
- □ Variotional Autoencoders

Aprendizagem não-supervisionada

- □ PCA Principal Component Analysis
 - Monta uma representação de um domínio com um número menos de características
 - Em muitos domínios uma pequena parte das características é capaz de representar uma parte significativa da variância
 - Essa transformação é útil para manipular as características do problema

Uma forma de entender o poder do uso do PCA é avaliar a explicação da variância acumulada



Redução de Dimensionalidade

- ☐ Trabalhar com uma quantidade menor de informação
 - Melhoria de desempenho e uso de recursos
- Melhorar o desempenho do classificador
- □ A partir dos componentes gerados é possível gerar a entrada novamente
 - O Em geral vai ocorrer perdas e imprecisões nesse processo

Reconhecimento Facial

- Um exemplo de aplicação de aprendizagem de máquina muito explorado é o reconhecimento facial
- ☐ A Base dados eigenfaces representa cada face usando 2914 pixel (42x67)
- ☐ Todos os pixels são representativos para identificar uma face unicamente?

Exemplo de Redução de dimensionalidade e depois retornando a representação original da base eigenfaces



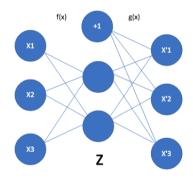
Redes autocodificadoras (autoencoders)

- ☐ Aprendizagem não-supervisionada
- ☐ Representacao concisa da entrada
 - Similar ao modelo PCA
 - Representacao permite reconstruir entrada
- Características encontradas podem ser usadas para posterior aprendizagem supervisionada
- □ A idéia do Autoencoder é reproduzir na saída a própria entrada

Ao reduzir a dimensionalidade da entrada é possível reconstruir a entrada com pouca quantidade de informação

- □ Alguns exemplos de problemas que podem ser investigados com autoencoders
 - Extração de características
 - Detecção de Outliers
 - Agrupamento
 - Compressão de dados
 - Recuperação de Informação faltante
 - Eliminar ruídos
 - O Reconstruir parte faltante de uma sequência

- ☐ AutoEncoder não assume a premissa de lineariadade
- □ AutoEncoder sem função de ativcação se comporta como PCA
- □ Transformacoes sao aplicadas na entrada de acordo com dois tipos de funcoes
- Funcao de extracao de características (encoder) mapeia o conjunto de treinamento para uma representacao latente.
- Funcao de reconstrucao (decoder) mapeia a representacao do espaço latente de volta ao espaço original



X representa a entrada f(x)=Z representa a transformação da entrada para espaço Latente g(z)=x transforma do espaço latente para entrada novamente
O objetivo é aprender as duas funções minimizando o erro de reconstrução
A entrada e o valor alvo são os mesmos

Espaço Latente subcompleto e sobrecompleto

- □ Quando o tamanho do espaço latente é menor que a entrada é chamado de subcompleto
- Quando o tamanho do espaço latente é menor que a entrada é chamado de sobrecompleto

Classificação quanto ao tamanho do espaço latente

- ☐ Espaço subcompleto
 - Adequado para compressão
 - Identificação de características relevantes na entrada (filtro de características
- ☐ Espaço sobrecompleto
 - Interpolação simples do espaço de busca
 - Dificuldade em aprender características importantes da entrada

Uma forma simples de criar um Autoencoder é usar dois modelos sequential combinados Modelo encoder

```
latent_dim = 100

input_shape=784

encoder = Sequential(name="encoder")
encoder.add(Dense(128, input_shape=(input_shape,), activation="relu"))
encoder.add(Dense(latent_dim)) # Vetor Latente
```

Modelo decoder

```
decoder = Sequential(name="decoder")
decoder.add(Dense(128, activation="relu", input_shape=(latent_dim,)))
decoder.add(Dense(input_shape, activation="sigmoid"))
```

Combinando encoder e decoder

Modelo com base na entrada combina encoder e decoder

```
input_img = Input(shape=(input_shape,))
z = encoder(input_img)
recons = decoder(z)
ae = Model(input_img, recons)
```