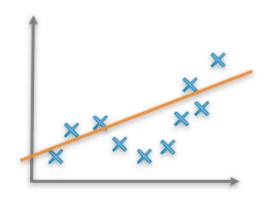
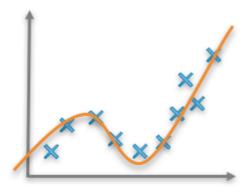


- 선형(Linear): 그래프가 직선(line)의 모양, 1차 함수의 그래프
- 비선형(Non-linear) : 그래프가 곡선 모양

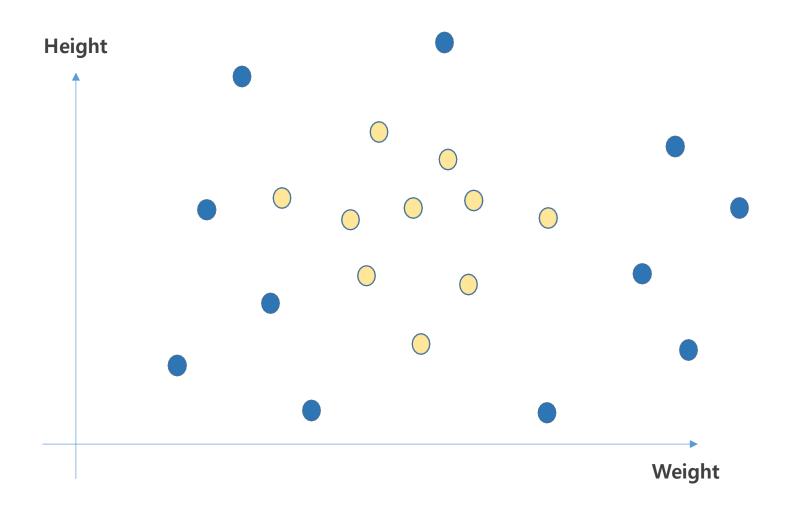


Linear function



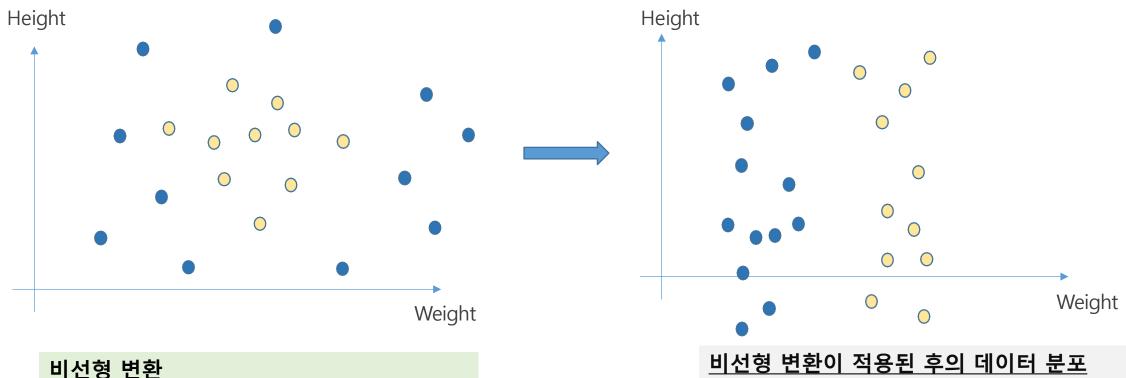
Non-linear function

아래 분포의 데이터를 하나의 직선으로 선형 분류?



비선형 변환(Nonlinear Transformation)

: 입력 데이터에 대해 선형이 아닌 관계(예: 곱셈, 지수, 로그, 사인, 코사인 등)를 적용하는 변환 데이터의 복잡한 구조와 패턴을 보다 잘 표현

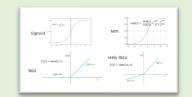


비선형 변환 데이터 포인트들 사이의 관계를 변화시켜, 특정 분석이나 분류 작업에 있어 데이터를 더욱 명확하게 구분 비선형 면환이 석용된 우의 네이터 문포 원 공간에서 선형으로 분리할 수 없는 데이터 포인트를 분리, 데이터 표현을 변경, 패턴 인식, 분류 등과 같은 복잡한 작업을 더 쉽게 수행 가능

비선형 변환(Nonlinear Transformation)

비선형 변환...... <mark>단순한 선형 관계보다 복잡한 데이터의 패턴과 관계를 모델링 가능</mark> -> 복잡한 문제 해결

- > <u>신경망에서의 비선형 변환은 주로 <mark>활성화 함수</mark>를 통해 이루어짐</u>
- > 신경망의 각 노드에 적용되어 입력 데이터를 비선형으로 변환



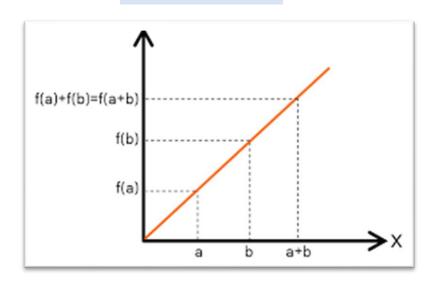
> 선형 변환만을 사용하는 모델은 입력 데이터의 선형 조합을 통해 예측 수행 but 많은 <u>실 세계 문제들은 선형 모델로는 충분히 표현할 수 없는 복잡한 비선형 구조를 지님</u> ex) 이미지 인식, 자연어 처리, 음성 인식 등 (데이터 간 복잡한 관계와 패턴이 존재)

> 비선형 변환 이점

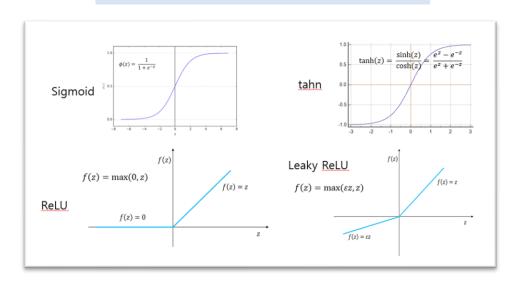
- 복잡한 데이터 구조 학습
- 특징 추출: 데이터에서 고차원적인 특징 추출 -> 문제 해결의 key
- 범용 함수 근사자: 신경망 구조의 복잡성 + 충분한 데이터 + 비선형 활성화 함수

-> (이론적으로) 어떤 함수 든 근사 -> 매우 다양한 유형의 문제 해결 가능

선형 함수



주요 활성화 함수 - 비선형



지수, 로그, 사인, 코사인 등

if 선형 활성화 함수 사용

신경망의 각 층은 단순히 입력에 대한 선형 변환만을 수행

- -> 전체 네트워크의 출력도 입력의 선형 조합으로만 이루어짐
- -> 신경망 전체가 하나의 선형 함수로 축소
- -> 많은 층을 쌓아도 결국 하나의 선형 함수로 표현

f(x)=ax+b <- 활성화 함수

f(f(x))=a(ax+b)+b=a2x+ab+b <-2layer

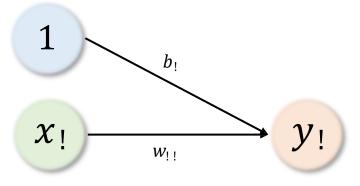
선형 함수의 결합은 또 다른 선형 함수 생성

선형 모델

변수(samples)들을 파라미터들의 계수로 선형결합한 구조 모델의 출력이 입력 변수들의 가중합(weighted sum)으로 표현

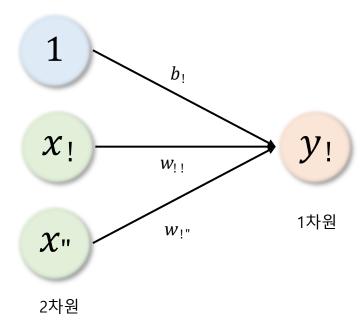
$$y = b + w_! x_! + \dots + w_" x_" \qquad \mathbf{w} = \begin{bmatrix} b \\ w_! \\ \dots \\ w_{\$} \end{bmatrix} \qquad \mathbf{x} = \begin{bmatrix} 1 \\ x_! \\ \dots \\ x_{\$} \end{bmatrix}$$

$$y_{-}=w_{--}x_{-}+b_{-}$$

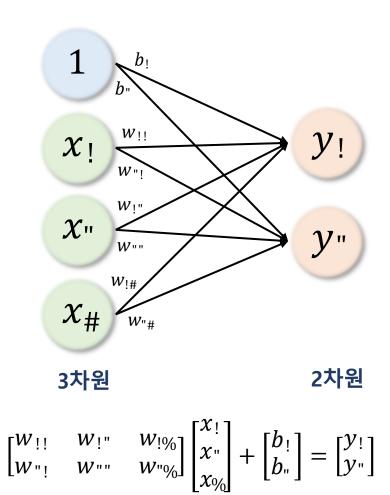


$$[w_{!!}][x_!] + [b_!] = [y_!]$$

$$y_{-} = w_{--}x_{-} + w_{-/}x_{/} + b_{-}$$

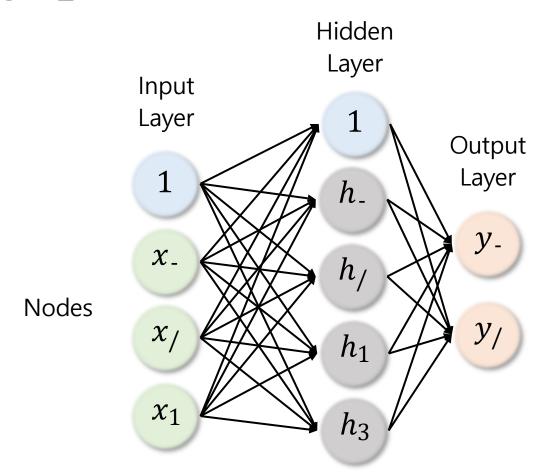


$$\begin{bmatrix} w_{!!} & w_{!"} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x_! \\ x_* \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} b_! \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} y_! \end{bmatrix}$$



$$y_! = w_{!!}x_! + w_{!\#}x_\# + w_{!\$}x_\$ + b_!$$

$$y_\# = w_{\#!}x_! + w_{\#\#}x_\# + w_{\#\$}x_\$ + b_\#$$



선형 결합과 선형 모델

$$h_{!} = w_{!!}x_{!} + w_{!"}x_{"} + w_{!\%}x_{\%} + b_{!}$$

$$h_{"} = w_{"!}x_{!} + w_{""}x_{"} + w_{"\%}x_{\%} + b_{"}$$

$$h_{\%} = w_{\%!}x_{!} + w_{\%"}x_{"} + w_{\%\%}x_{\%} + b_{\%}$$

$$h_{\&} = w_{\&!}x_{!} + w_{\&"}x_{"} + w_{\&\%}x_{\%} + b_{\&}$$

$$y_{!} = w'_{!!}h_{!} + w'_{!"}h_{"} + w'_{!\%}h_{\%} + w'_{!\&}h_{\&} + b'_{!}$$

$$y_{"} = w'_{"!}h_{!} + w'_{""}h_{"} + w'_{"\%}h_{\%} + w'_{"\&}h_{\&} + b'_{"}$$

$$y_{!} = w'_{!!}(w_{!!}x_{!} + w_{!"}x_{"} + w_{!\%}x_{\%} + b_{!})$$

$$+ w'_{!"}(w_{"!}x_{!} + w_{""}x_{"} + w_{!\%}x_{\%} + b_{"})$$

$$+ w'_{!\%}(w_{\%!}x_{!} + w_{\%"}x_{"} + w_{\%\%}x_{\%} + b_{\%})$$

$$+ w'_{!\%}(w_{\%!}x_{!} + w_{\%}x_{"} + w_{\%}x_{\%} + w_$$

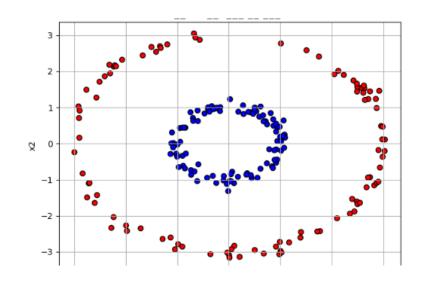
결국
$$y = \beta_! x_! + \beta_" x_" + \beta_{\%} x_{\%} + \beta_{\&} x_{\&} + \alpha$$

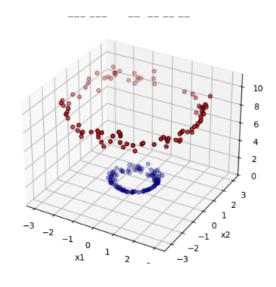
(아무리 쌓아도 선형)

- 실습
 - # linear.nonlinear.ipynb

비선형 변환

- 데이터의 기본적인 성질을 변경하여, 원래의 선형적으로 구분하기 어려운 패턴이나 구조를 분석하기 용이한 형태로 만듦
- 머신러닝에서 이러한 비선형 변환을 통해 특성 공간을 확장하고, 모델의 예측 성능 향상



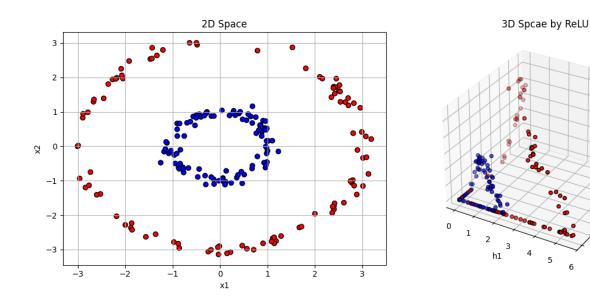


비선형 변환

• 머신러닝에서 이러한 비선형 변환을 통해 특성 공간을 확장하고, 모델의 예측 성능 향상

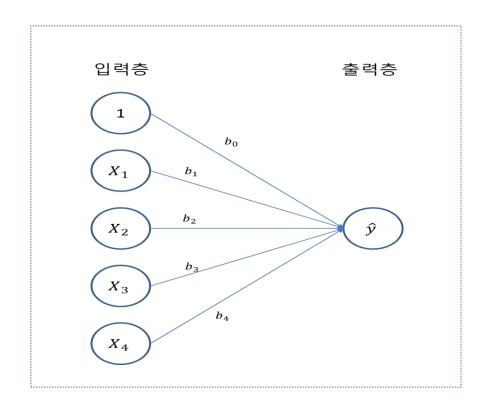
• 실습

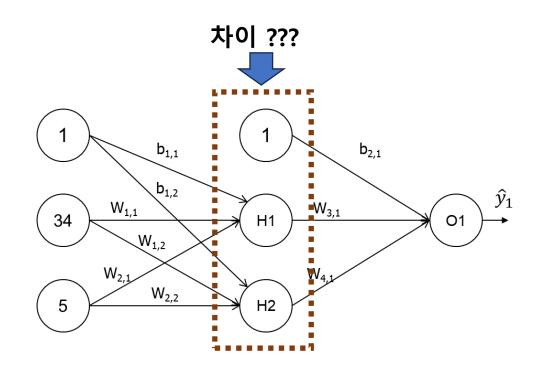
Nonlinear_transformation.ipynb



비선형성

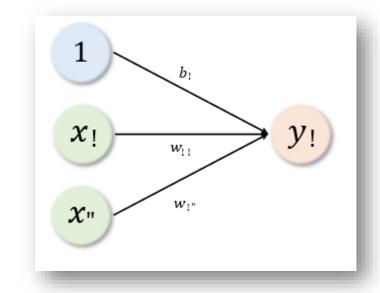
•
$$\hat{y} = b_0 + b_1 X_1 + b_2 X_2 + b_3 X_3 + b_4 X_4$$





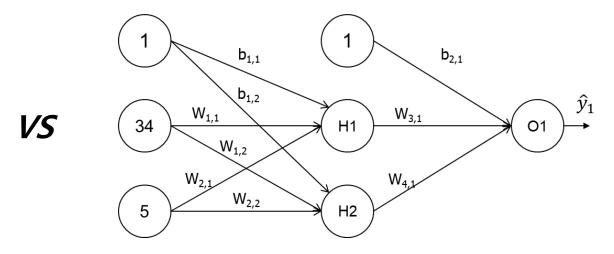
비선형성

$$y = w_1 x_1 + w_2 x_2 + b$$



단일 레이어 신경망

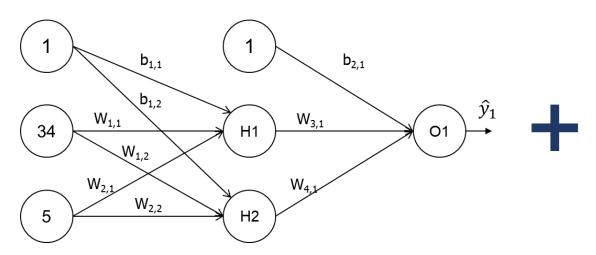
$$\hat{y} = W_4 \cdot (W_1 \cdot X + b_1) + W_3 \cdot (W_2 \cdot X + b_2) + b_3$$

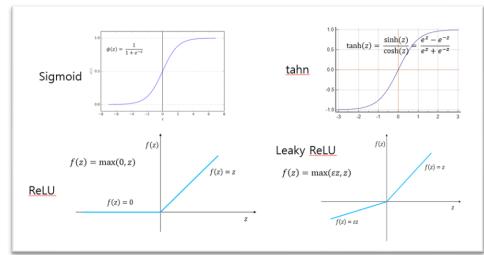


다중 레이어 신경망

비선형성

$$\hat{y} = W_4 \cdot (W_1 \cdot X + b_1) + W_3 \cdot (W_2 \cdot X + b_2) + b_3$$







다중 레이어 신경망

$$\hat{y} = W_4 \cdot \sigma(W_1 \cdot X + b_1) + W_3 \cdot \sigma(W_2 \cdot X + b_2) + b_3$$

model.add(Dense(1, activation='sigmoid')) # 출력 층

THANK YOU