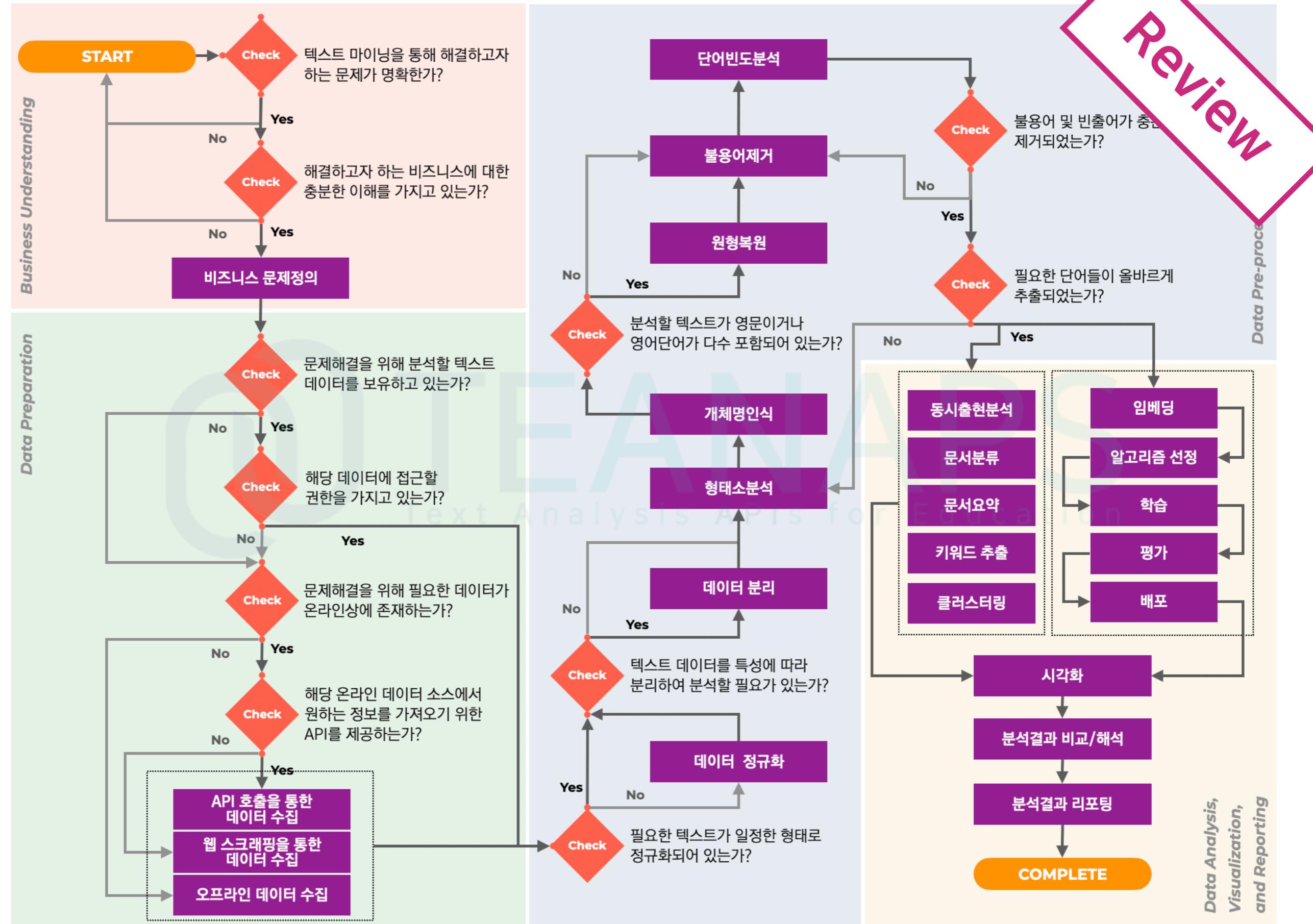


TEXT MINING for PRACTICE

by FINGEREDMAN (fingeredman@gmail.com)



APPENDIX 02

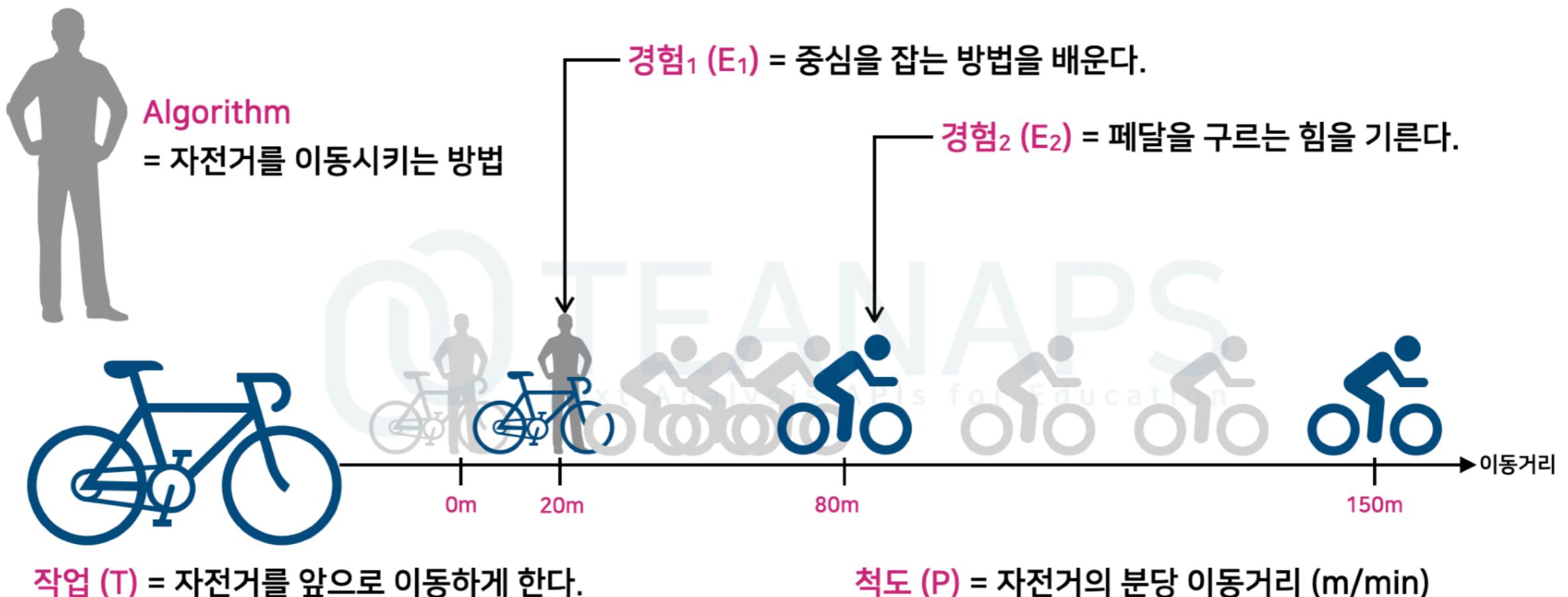
Basic Concepts in Machine Learning

기계학습

(Machine Learning)

Mitchell의 정의

- "A computer **program** is said to learn from **experience E** with respect to some class of **tasks T** and performance **measure P**, if its performance at tasks in T, as measured by P, improves with experience E"
- "컴퓨터 알고리즘(프로그램)이 작업 T를 수행하고 이 알고리즘의 성능을 척도 P_(performance)로 평가할 수 있다면, 경험 E_(experience)를 통해 P가 개선되는 경우 이 알고리즘은 학습이 되었다고 볼 수 있다."



기계학습

(Machine Learning)

기계학습의 기본개념

- 외부 환경이 사람을 지도(supervise)하는 것과 같이, 기계가 기존에 할 수 없던 것을 가능하도록 하게하는 과정
- 사람과 기계 모두 외부 지도에 따라 매우는 학습단계와 실제 성능을 평가하는 테스트 과정을 통해 학습함
- 기계학습의 유형

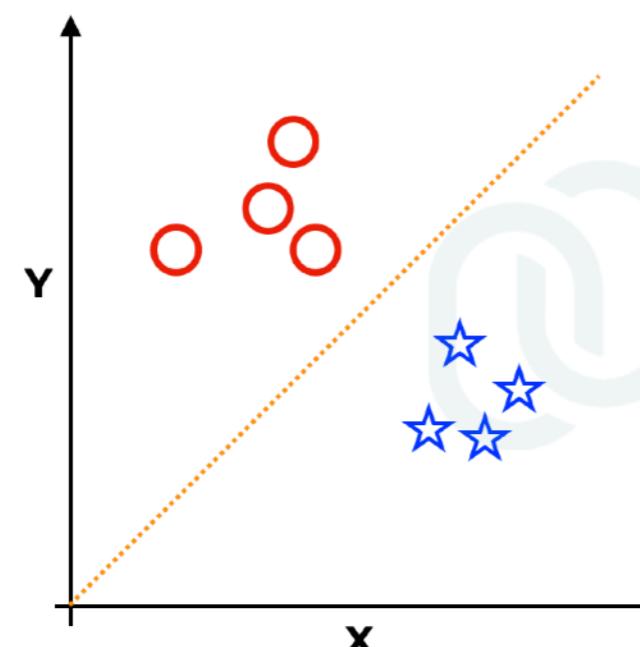
1) 지도학습 (supervised learning) :

입력과 출력을 가지는 데이터로부터 패턴을 추출하여 새로운 입력에 대한 출력을 결정하는 학습방법

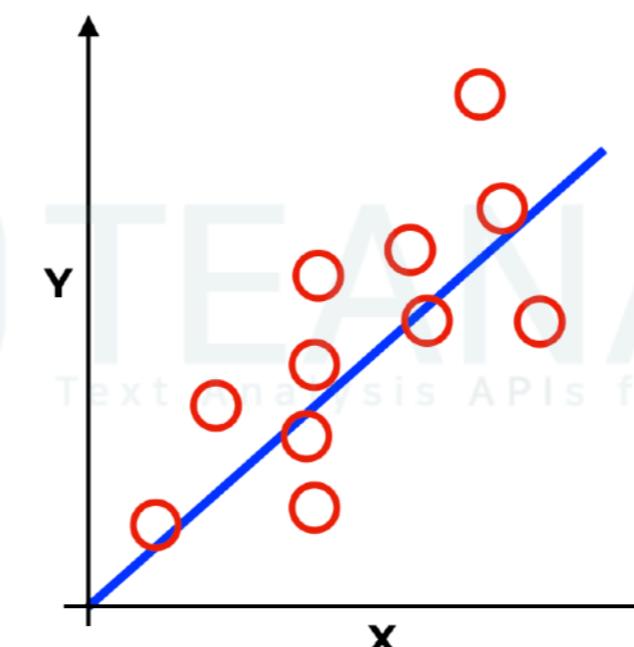
2) 비지도학습 (unsupervised learning) :

출력에 대한 정의가 없는 데이터로부터 의미있는 패턴을 추출하는 학습방법

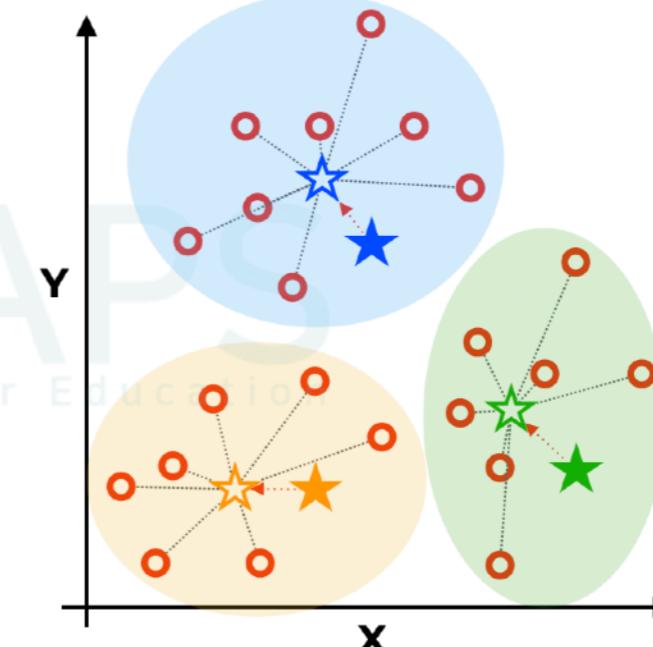
분류 (Classification)



회귀분석 (Regression)



군집화 (Clustering)



기계학습 절차: 데이터 준비

자질추출 (Feature Extraction)

- 기계학습에 필요한 자질(변수, feature)을 추출하고 이를 수치로 표현하는 방법
- 과거 기계학습의 성능은 동일한 알고리즘에 대해 특징을 추출하는 방법에 의해 좌우되었으나, 딥러닝(deep learning)의 등장으로 자질을 추출하는 전처리 과정이 자동화되어 거의 사라짐

구분	메시지	특징 (Feature)					
		메시지 길이	URL 여부	특수문자 개수	해외수신 여부	의심단어 개수	광고문자 표시여부
1	[국제발신] 하루 30만 달 1천만 만원으로 이렇게! http://bit.ly/3f~	40	1	6	1	1	0
2	팀장님 이보람 선임입니다. 출근하시면 결재 부탁드립니다.	20	0	1	0	0	0
3	(광고)웰컴박하라 vc⑤47③.co 코드 wc1004 무료수신거부 01084510000	45	1	5	0	1	1
4	(광고)신한과 함께하는 소중한 미래 따뜻한 금융 [신한]입니다. 2019년에 힘들었던 모든 일들은 다 잊어버리시고, ~	80	0	4	0	0	1
5	[WEB발신] 갤럭시 노트20/노트20 울트라 사전예약 오늘이 마지막날입니다-!! 구매를 망설이고 ~	75	0	6	0	0	0
6	(광고)등촌역스톤힐 ★더블역세권 9호선 ~ ★선착순으로 동호수 지정분양 가능 ★인근주변 아파트 시세보다 4~5억 저렴 ★~	120	0	8	0	0	1
7	[한진택배] 상품 배송 안내 안녕하세요 고객님. ★상품 수령이 편하신 장소를 선택 ~ ①직접수령 ②경비실 ③문앞 ~	110	0	9	0	0	0

기계학습 절차: 데이터 준비

레이블링 (Labeling)

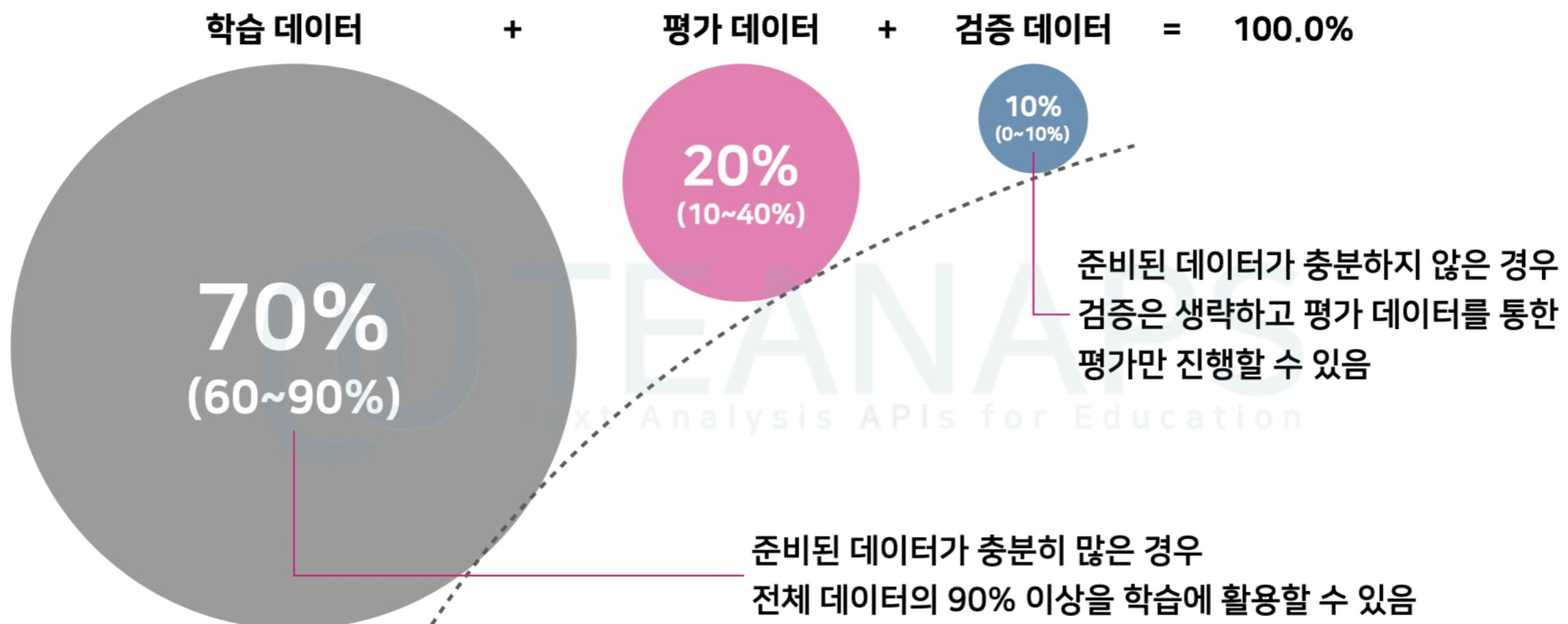
- 준비된 학습데이터에 지도학습을 위한 라벨(label)을 부착하는 과정
- 지도학습을 활용하는 경우, 학습데이터의 양과 레이블링의 정확도가 모델의 성능에 큰 영향을 미칠 수 있음
- 효율적으로 라벨을 부착하는 방법을 찾는 것도 데이터 분석 준비 과정 중 매우 중요한 요소로 작용함

구분	메시지	특징 (Feature)						라벨 (Label)
		메시지 길이	URL 여부	특수문자 개수	해외수신 여부	의심단어 개수	광고문자 표시여부	
1	[국제발신] 하루 30만 달 1천만 만원으로 이렇게! http://bit.ly/3f~	40	1	6	1	1	0	TRUE
2	팀장님 이보람 선임입니다. 출근하시면 결재 부탁드립니다.	20	0	1	0	0	0	FALSE
3	(광고)웰컴박하라 vc⑤47③.co 코드 wc1004 무료수신거부 01084510000	45	1	5	0	1	1	TRUE
4	(광고)신한과 함께하는 소중한 미래 따뜻한 금융 [신한]입니다. 2019년에 힘들었던 모든 일들은 다 잊어버리시고, ~	80	0	4	0	0	1	TRUE
5	[WEB발신] 갤럭시 노트20/노트20 울트라 사전예약 오늘이 마지막날입니다-!! 구매를 망설이고 ~	75	0	6	0	0	0	TRUE
6	(광고)등촌역스톤힐 ★더블역세권 9호선 ~ ★선착순으로 동호수 지정분양 가능 ★인근주변 아파트 시세보다 4~5억 저렴 ★~	120	0	8	0	0	1	TRUE
7	[한진택배] 상품 배송 안내 안녕하세요 고객님. ★상품 수령이 편하신 장소를 선택 ~ ①직접수령 ②경비실 ③문앞 ~	110	0	9	0	0	0	FALSE

기계학습 절차: 데이터 준비

데이터 분리 (Partitioning)

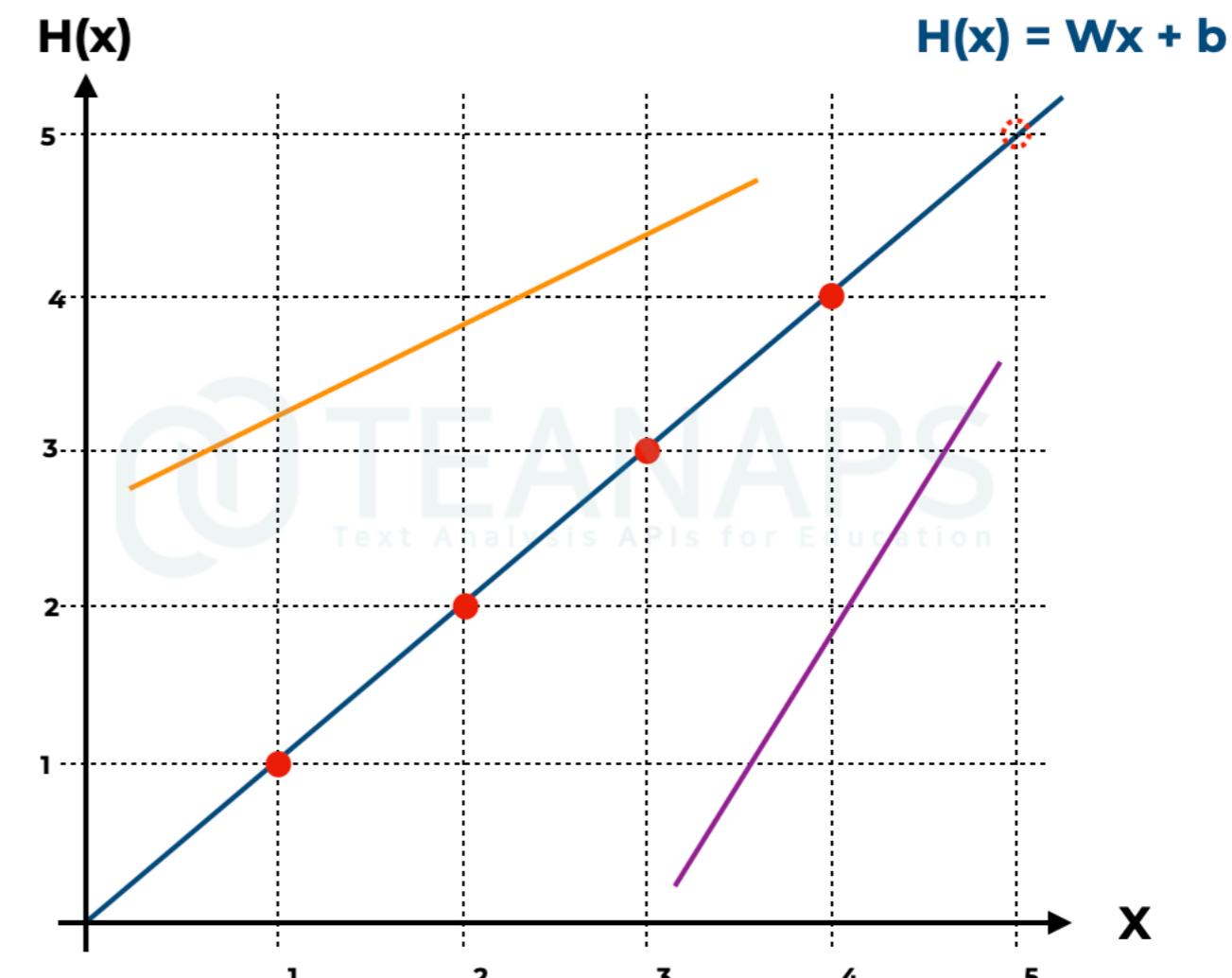
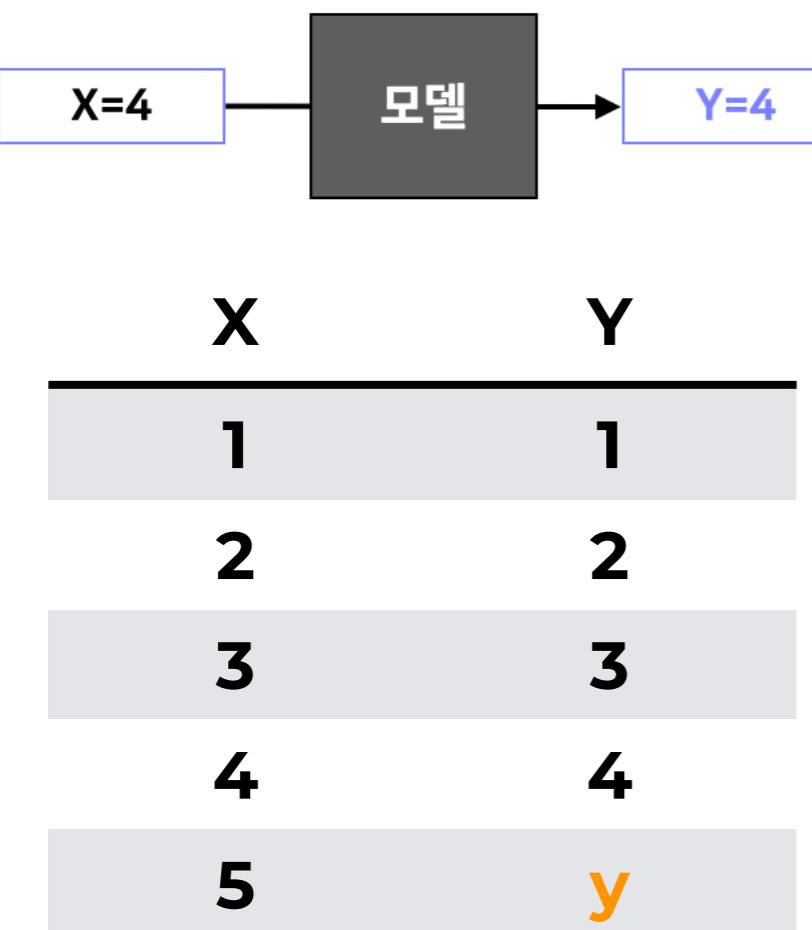
- 효율적인 학습과 평가를 위해, 준비된 데이터를 학습 데이터, 평가 데이터, 검증 데이터로 분리하는 과정
- **학습 데이터** (training data) : 기계학습 모델의 학습을 위한 데이터, 양은 많을수록 좋음
- **평가 데이터** (test data) : 모델의 학습결과 성능을 평가하기 위한 데이터
- **검증 데이터** (validation data) : 평가를 마친 모델에 대해 마지막 검증을 수행하기 위한 데이터



기계학습 절차: 학습 (Training)

기계가 데이터를 학습하는 과정 (Machine Training)

- 학습데이터에 정의된 정보나 규칙을 추상적인 형태로 표현하는 모델을 생성하는 과정
- 학습데이터에 포함된 다양한 정보나 규칙을 모델이 얼마나 잘 표현하는가에 따라 머신러닝 모델의 성능이 좌우됨
- **선형가정** (Linear Hypothesis) : 학습데이터의 분포를 선형이라 가정하고 학습데이터를 가장 잘 설명한 직선



기계학습 절차: 학습 (Training)

| 파라미터 접근법 (Parametric Approach)

- 입력변수(x)와 목표변수(y) 사이의 복잡한 관계를 어떠한 파라미터 (w)와의 관계로 표현하는 방식
- 정답을 구하기 위한 적절한 파라미터 (w)를 구하고 예측된 값 (y_n)과 정답 (Y)와의 차이 (error, loss)를 계산하여 그 평균을 최소로하는 적절한 파라미터 (w)를 도출하는 과정

$$y = \mathbf{a}x_1 + \mathbf{b}x_2$$

a	x_1	b	x_2	y_n	Y	$Y - y_n$
0			1	y_1	2	$2 - y_1$
?	1	?	2	y_2	6	$6 - y_2$
1			1	y_3	4	$4 - y_3$
1.5			1	y_4	5	$5 - y_4$
					Avg($Y - y_n$)	

기계학습 절차: 학습 (Training)

| 파라미터 접근법 (Parametric Approach)

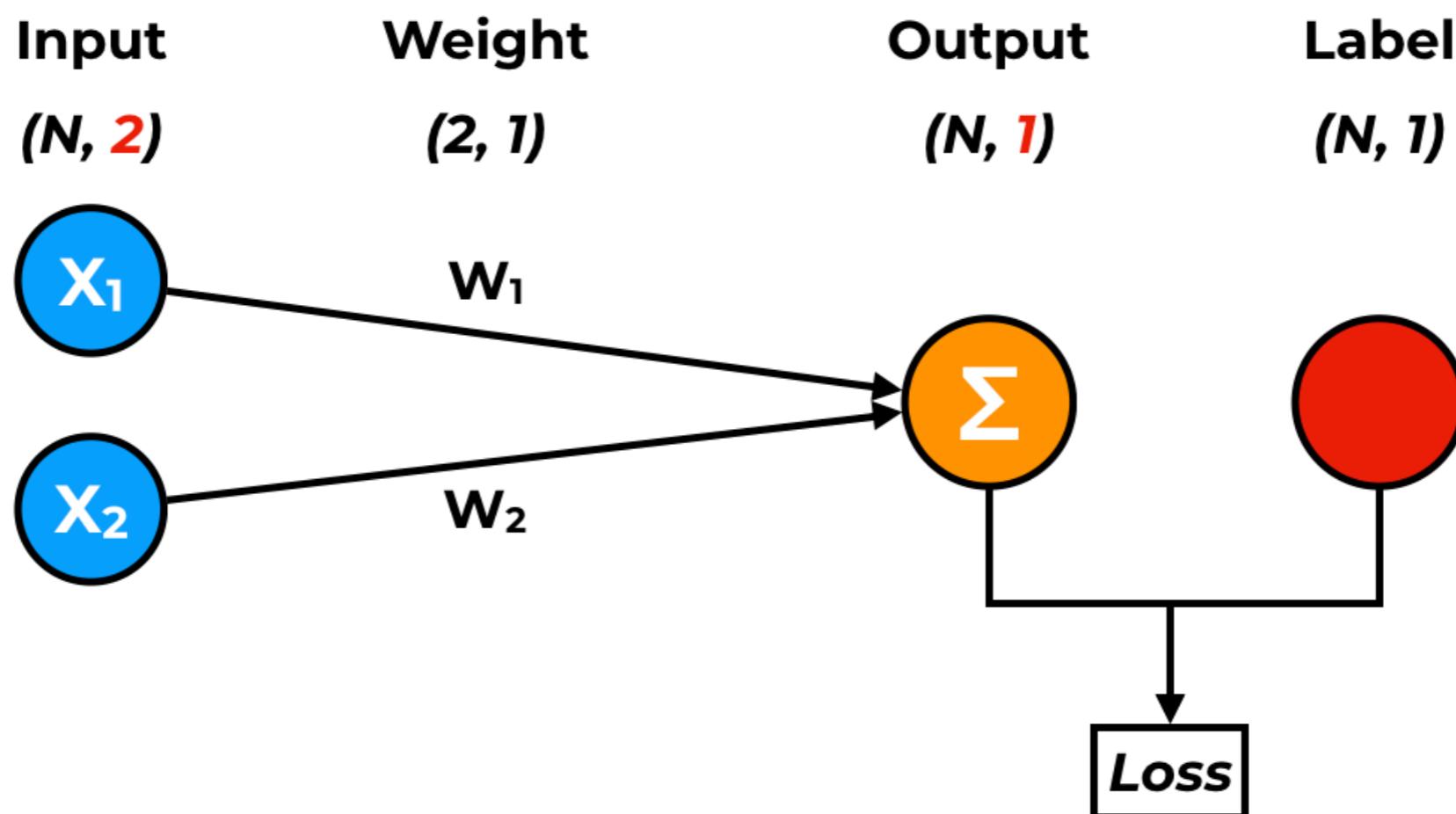
$$y = ax_1 + bx_2$$

a	x ₁	b	x ₂	y _n	Y	Y - y _n
0			1	y ₁	2	2 - y ₁
?	1	?	2	y ₂	6	6 - y ₂
1			1	y ₃	4	4 - y ₃
1.5			1	y ₄	5	5 - y ₄
					AVG(Y - y _n)	

기계학습 절차: 학습 (Training)

| 파라미터 접근법 (Parametric Approach)

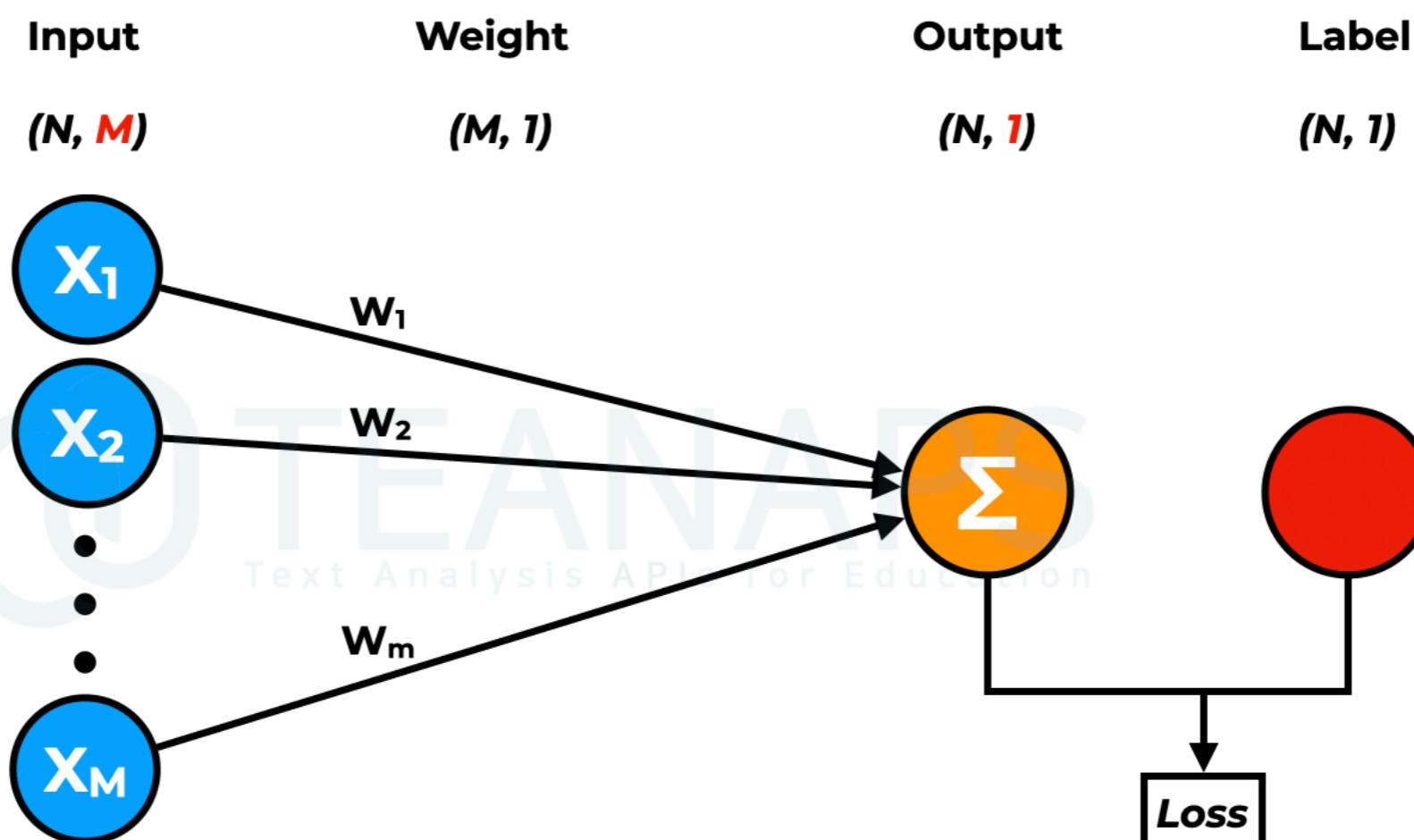
$$Y_n = W_1 \cdot X_1 + W_2 \cdot X_2$$



기계학습 절차: 학습 (Training)

| 파라미터 접근법 (Parametric Approach)

$$Y_n = W_1 \cdot X_1 + W_2 \cdot X_2 + \dots + W_m \cdot X_m$$

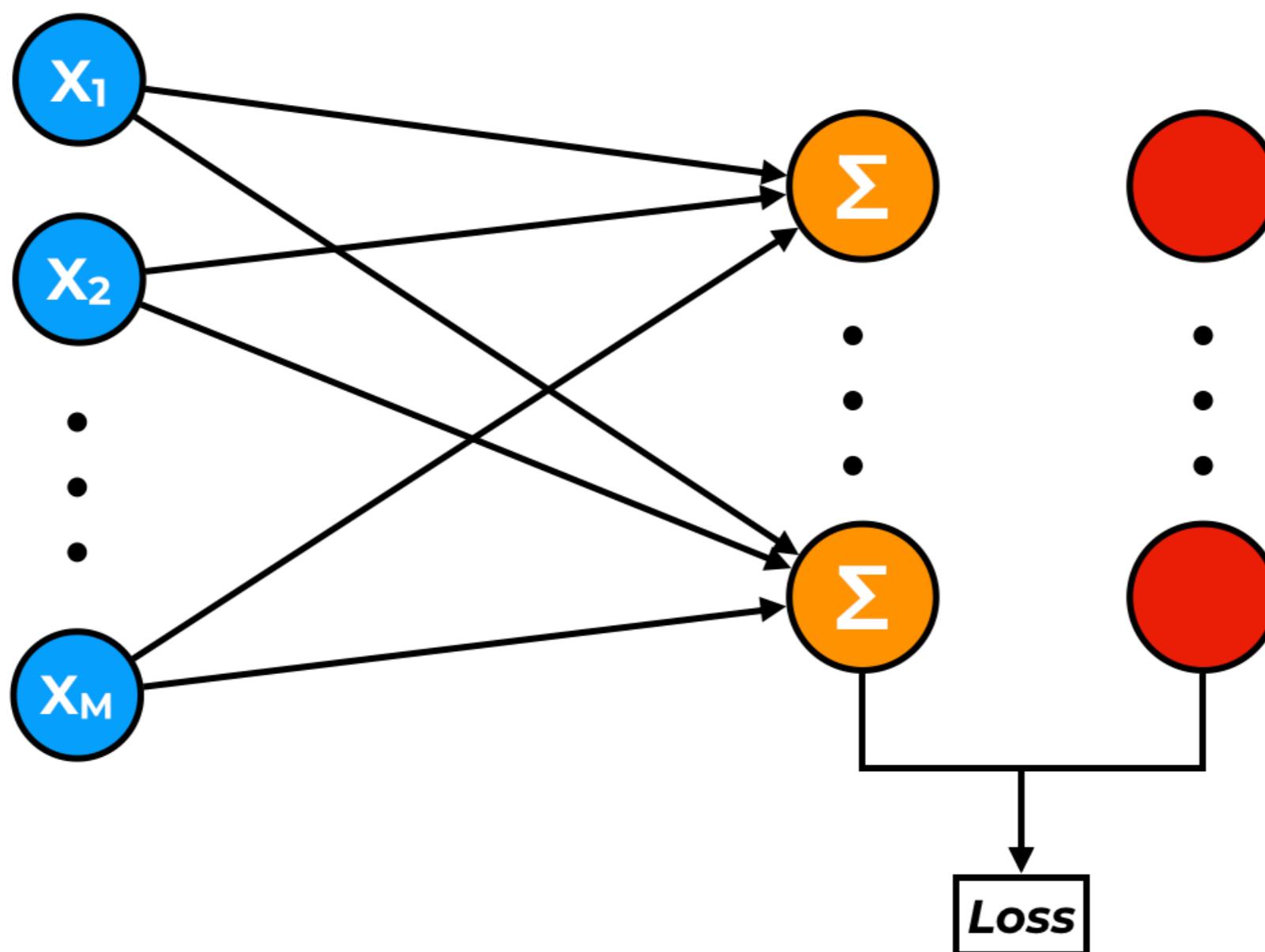


기계학습 절차: 학습

(Training)

| 파라미터 접근법 (Parametric Approach)

Input	Weight	Output	Label
(N, M)	(M, T)	(N, T)	(N, T)



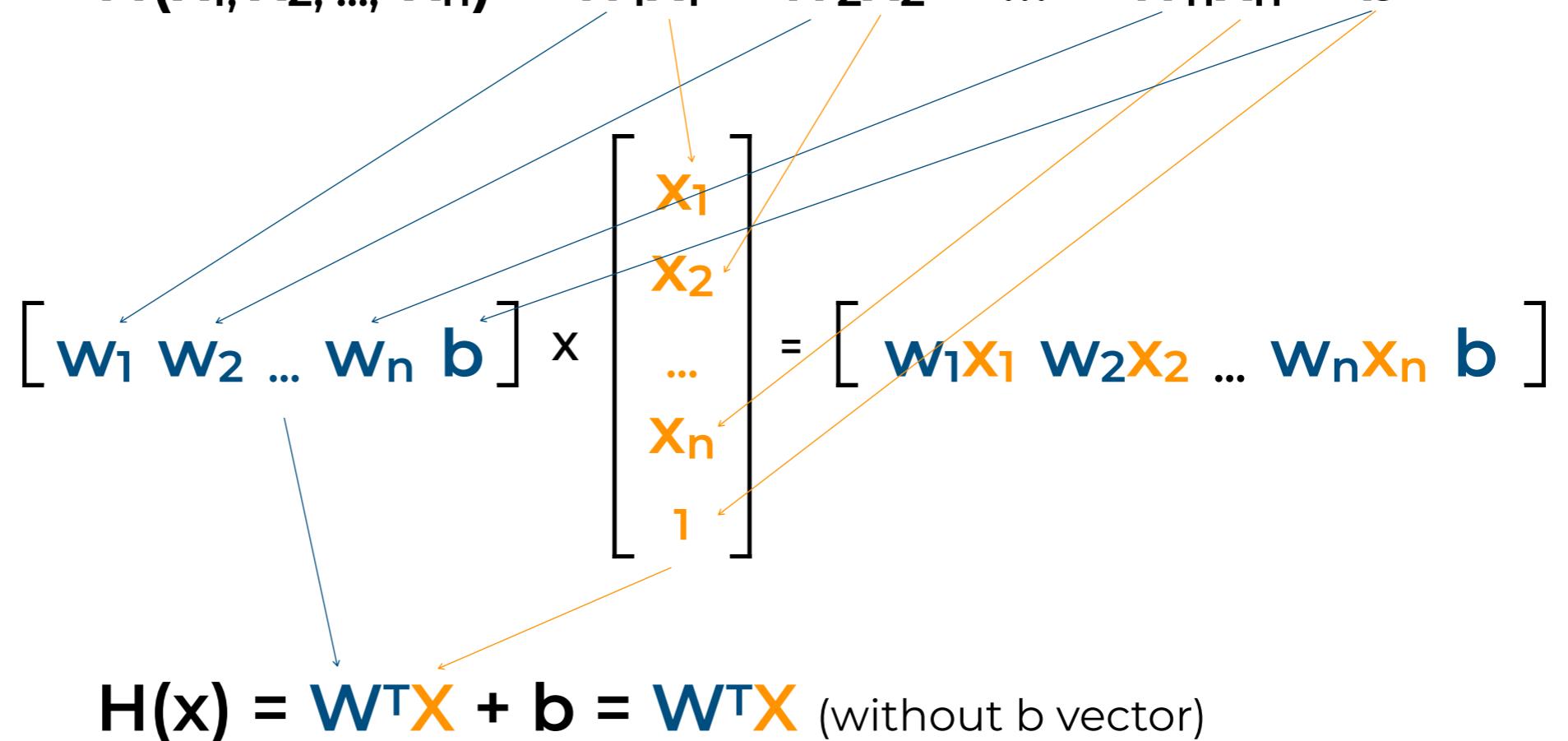
기계학습 절차: 학습 (Training)

| 입력변수가 2개 이상인 경우 (Multi-variable)

Single-variable : $H(x) = wx + b$

Multi-variable : $H(x_1, x_2) = w_1x_1 + w_2x_2 + b$

$$H(x_1, x_2, \dots, x_n) = w_1x_1 + w_2x_2 + \dots + w_nx_n + b$$



기계학습 절차: 학습

(Training)

손실함수: 평균제곱오차 (MSE, Mean Squared Error)

- 선형가정과 학습데이터 간의 차이를 측정하기 위한 방법
- 모델 학습은 최초에 새운 선형가정을 세우고 선형가정과 학습데이터 간의 손실함수가 최소가 되도록 가정을 수정해나가는 과정을 통해 이루어짐 → Cost 함수가 최소가 되는 w와 b를 찾는 과정

Cost(W)

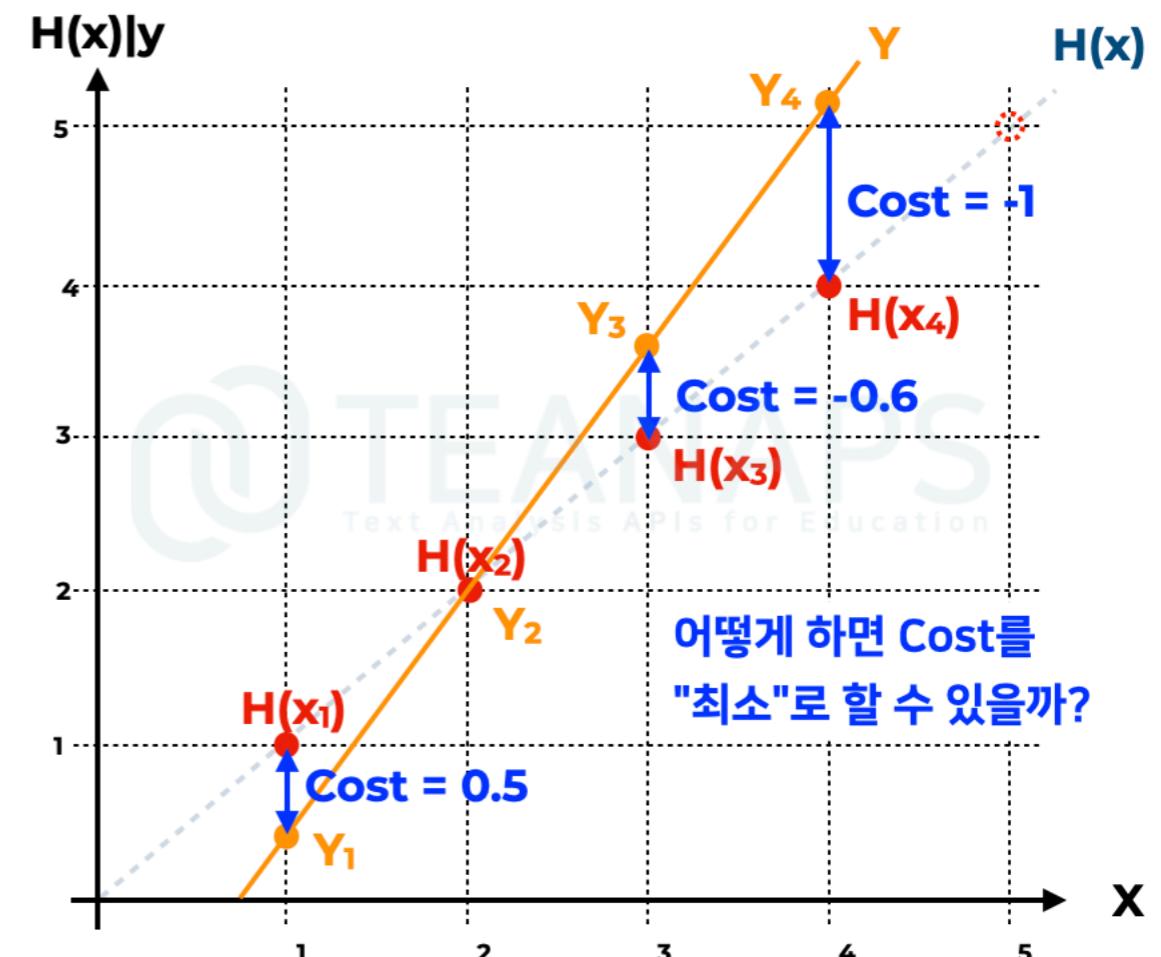
$$= H(x) - Y$$

$$= \{(H(x_1) - Y_1)^2 + (H(x_2) - Y_2)^2 + (H(x_3) - Y_3)^2 + (H(x_n) - Y_n)^2\} / n$$

$$= \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (H(x_i) - Y_i)^2$$

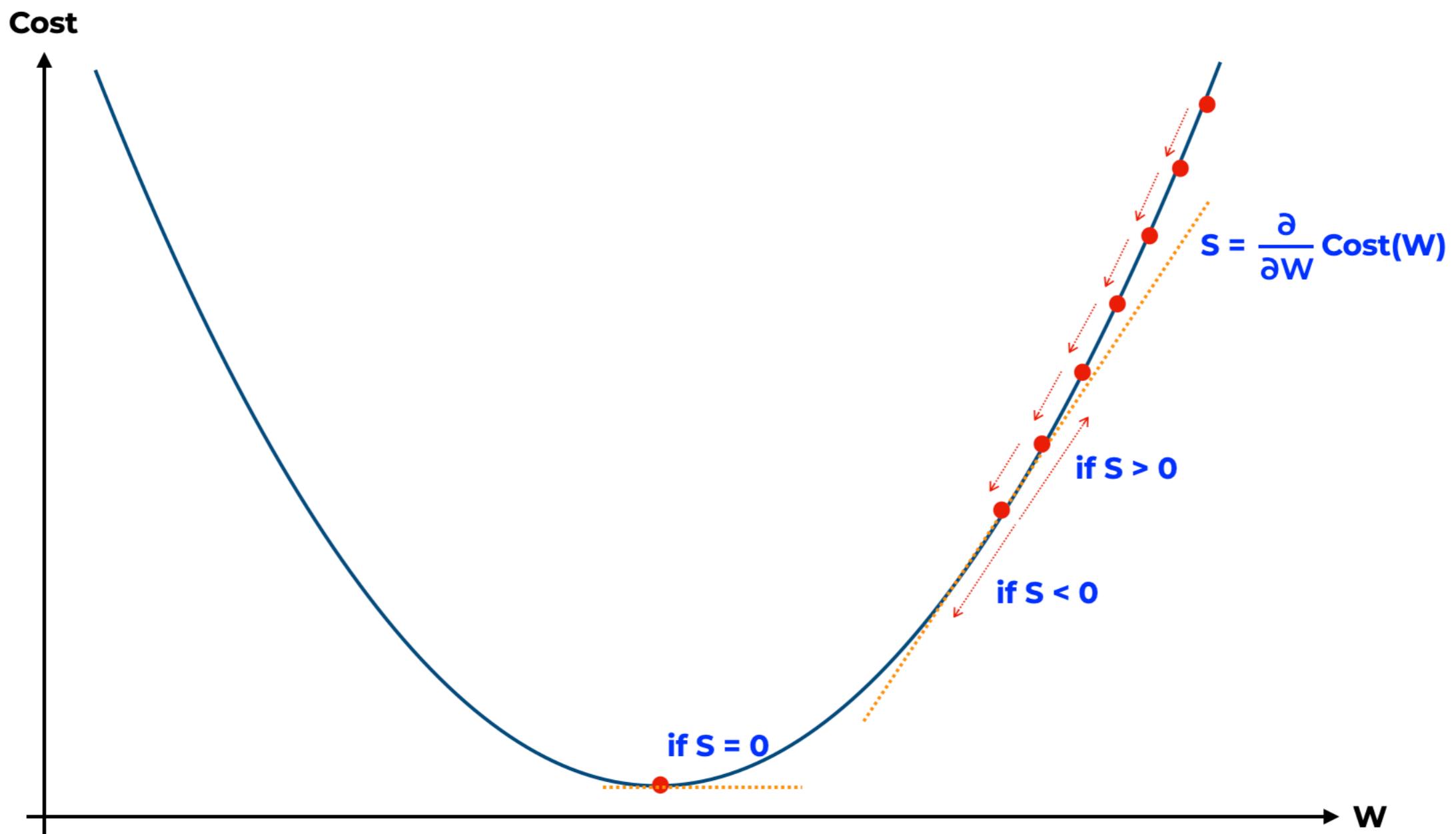
$$= \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (Wx_i - Y_i)^2 \quad (\text{without } b \text{ vector})$$

$W(x) = Wx$



기계학습 절차: 학습 (Training)

$$\text{Cost}(W) = W - \alpha \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (Wx_i - Y_i)x_i \quad (\alpha : \text{learning rate})$$



기계학습 절차: 학습

(Training)

손실이 최소가 되는 w와 b를 찾는 과정

- 손실함수를 설계한 후 손실(Cost)이 적어지는 방향으로 가중치(W)를 더 이상 수정이 불가능할 때 까지 수정하여 결과적으로 손실이 가장 적은 최적의 가중치를 찾아낼 수 있음
- 학습률 (learning rate, α) : 손실함수 상의 가중치를 조정하는 정도를 조절하는 변수

Cost(W)

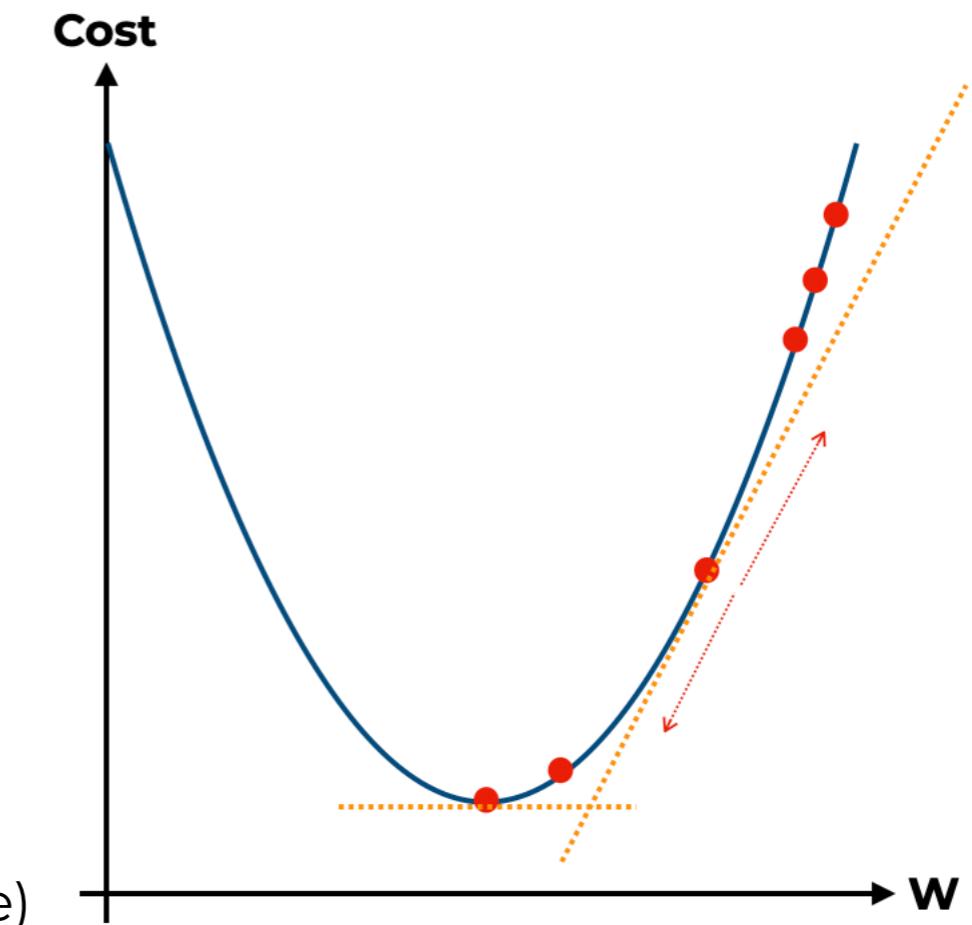
$$= \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (Wx_i - Y_i)^2 \approx \frac{1}{2n} \sum_{i=1}^n (Wx_i - Y_i)^2$$

$$W \rightarrow W - \alpha \frac{\partial}{\partial W} Cost(W)$$

$$= W - \alpha \frac{\partial}{\partial W} \frac{1}{2n} \sum_{i=1}^n (Wx_i - Y_i)^2$$

$$= W - \alpha \frac{\partial}{\partial W} \frac{1}{2n} \sum_{i=1}^n 2(Wx_i - Y_i)X_i$$

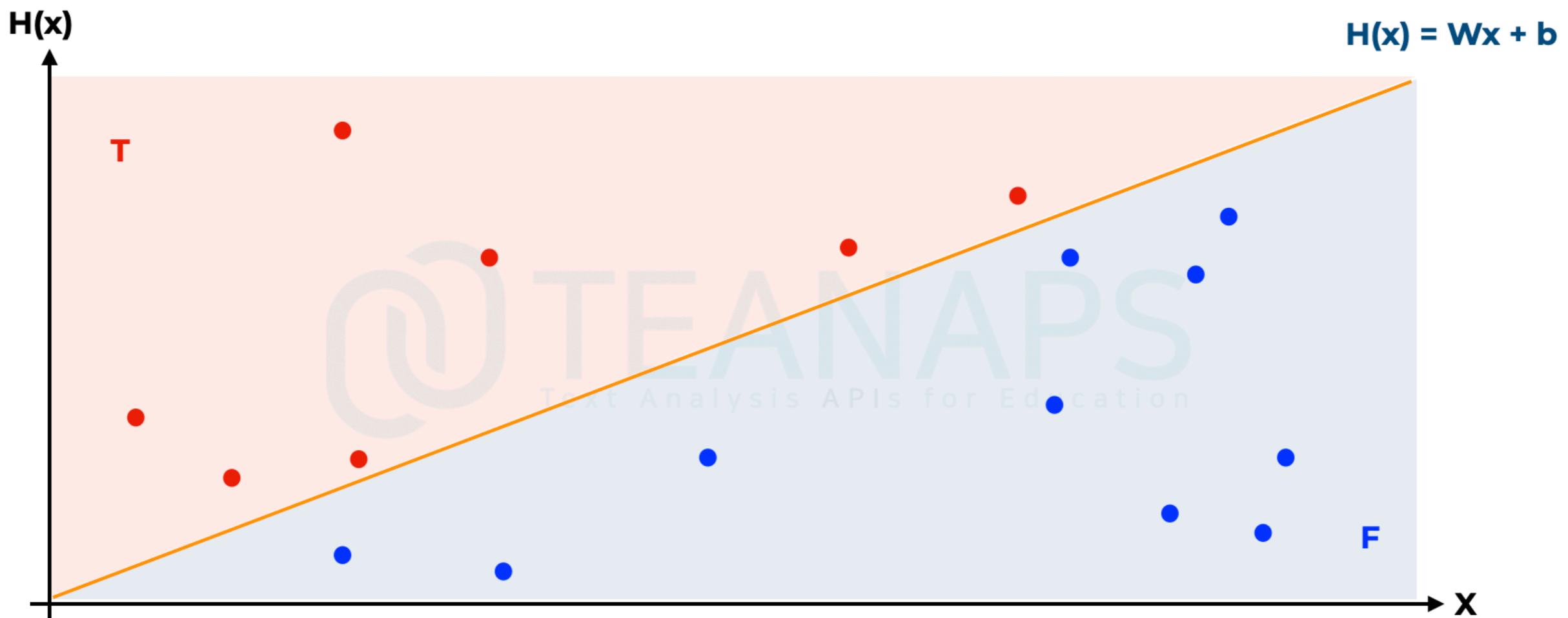
$$= W - \alpha \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (Wx_i - Y_i)X_i \quad (\alpha : \text{learning rate})$$



기계학습 절차: 학습 (Training)

선형회귀로 분류문제를 해결하는 방법

- 선형 함수를 활성화 함수를 통해 로짓 함수로 변환하여 선형가정의 문제를 로짓가정의 문제로 변환할 수 있음
- **로짓가정** (Logistic Hypothesis) : 학습데이터의 분포를 로짓이라 가정하고 학습데이터를 가장 잘 설명한 직선
- **활성화 함수** (activation function) : 선형함수를 입력으로 활성화/비활성화 여부를 결정하여 출력하는 함수
(계단함수(Step Function), 시그모이드(Sigmoid), 하이퍼볼릭 탄젠트(tanh), Relu)

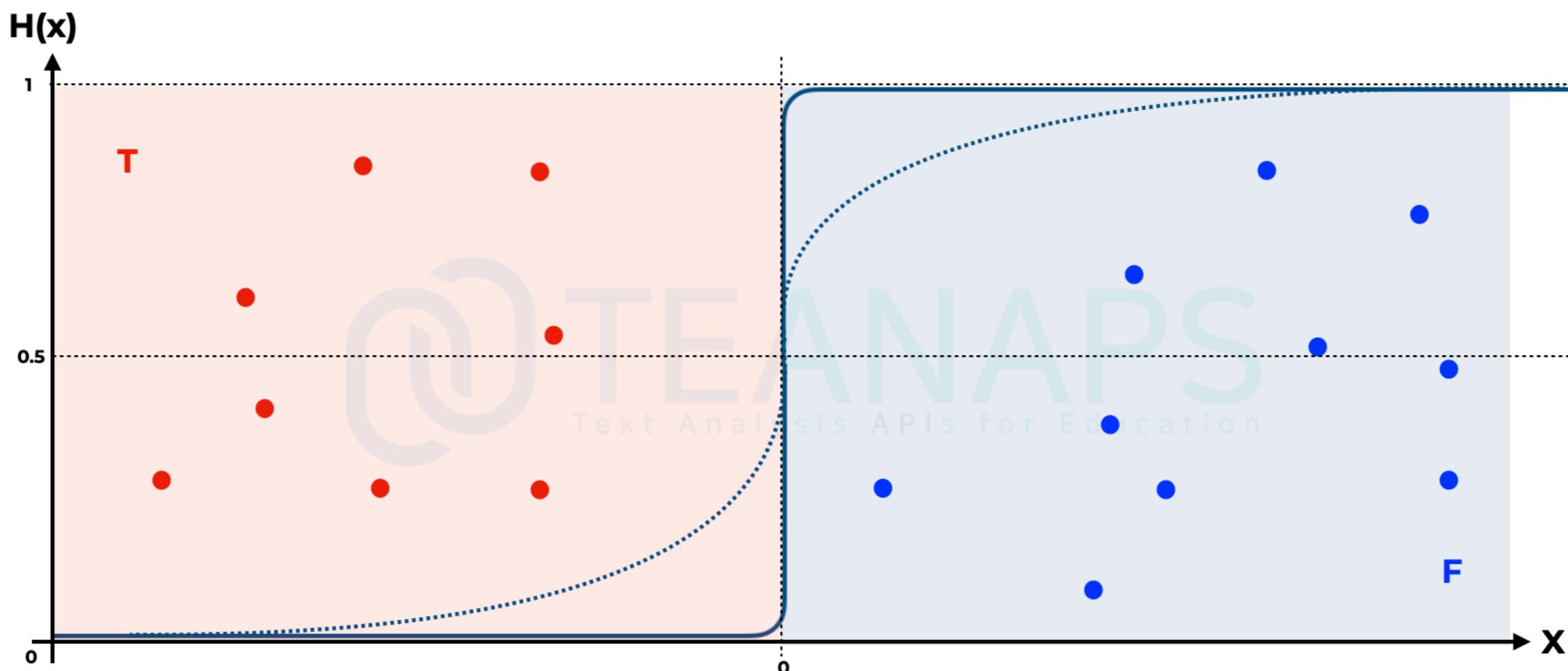


기계학습 절차: 학습 (Training)

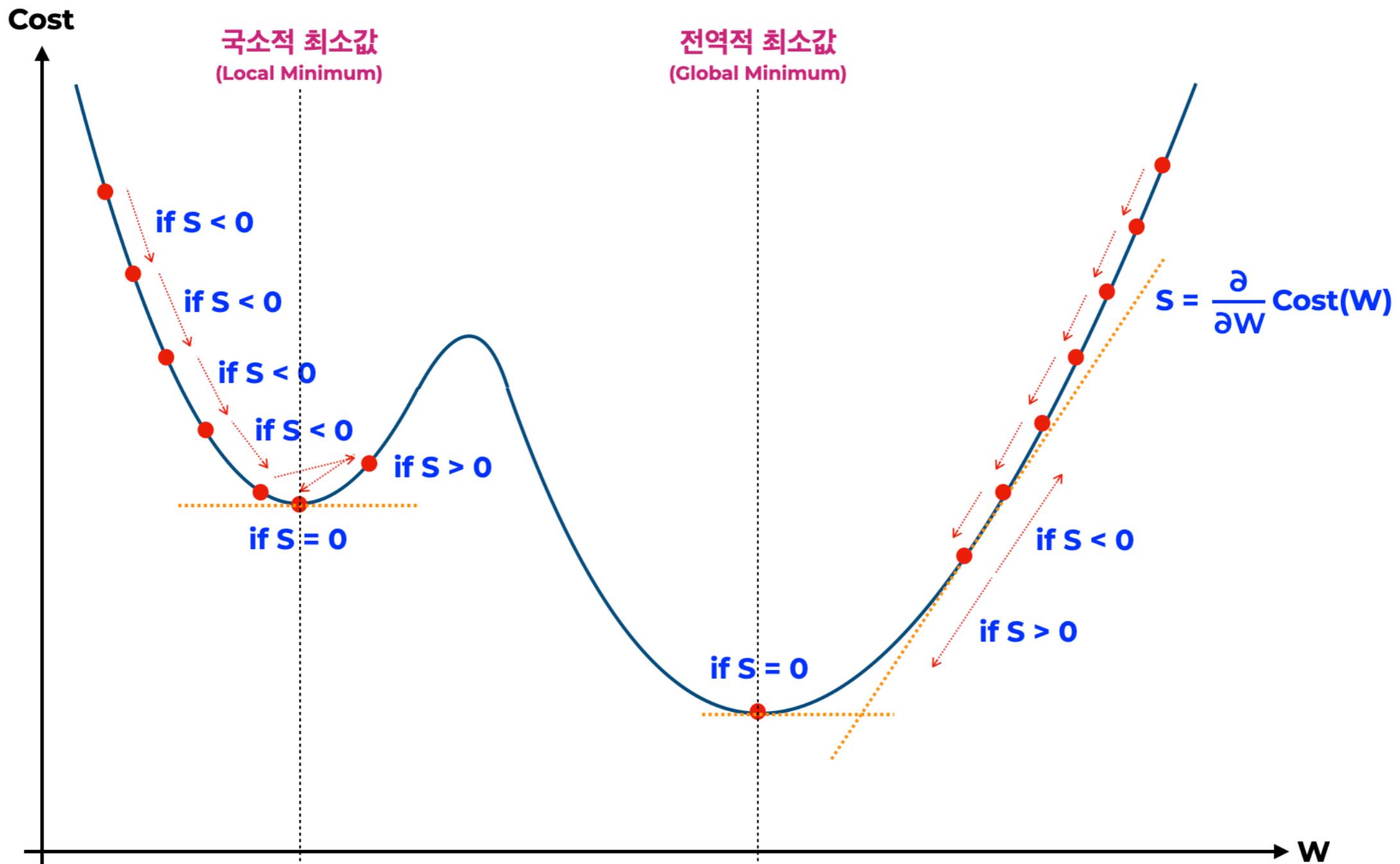
시그모이드 함수를 통한 로짓변환

$$\text{Sigmoid}(g) = \frac{1}{(1 + e^{-g})}$$

$$H(x) = Wx + b \rightarrow \text{Sigmoid}(H(x)) = \frac{1}{(1 + e^{-H(x)})}$$



기계학습 절차: 학습 (Training)



기계학습 절차: 학습 (Training)

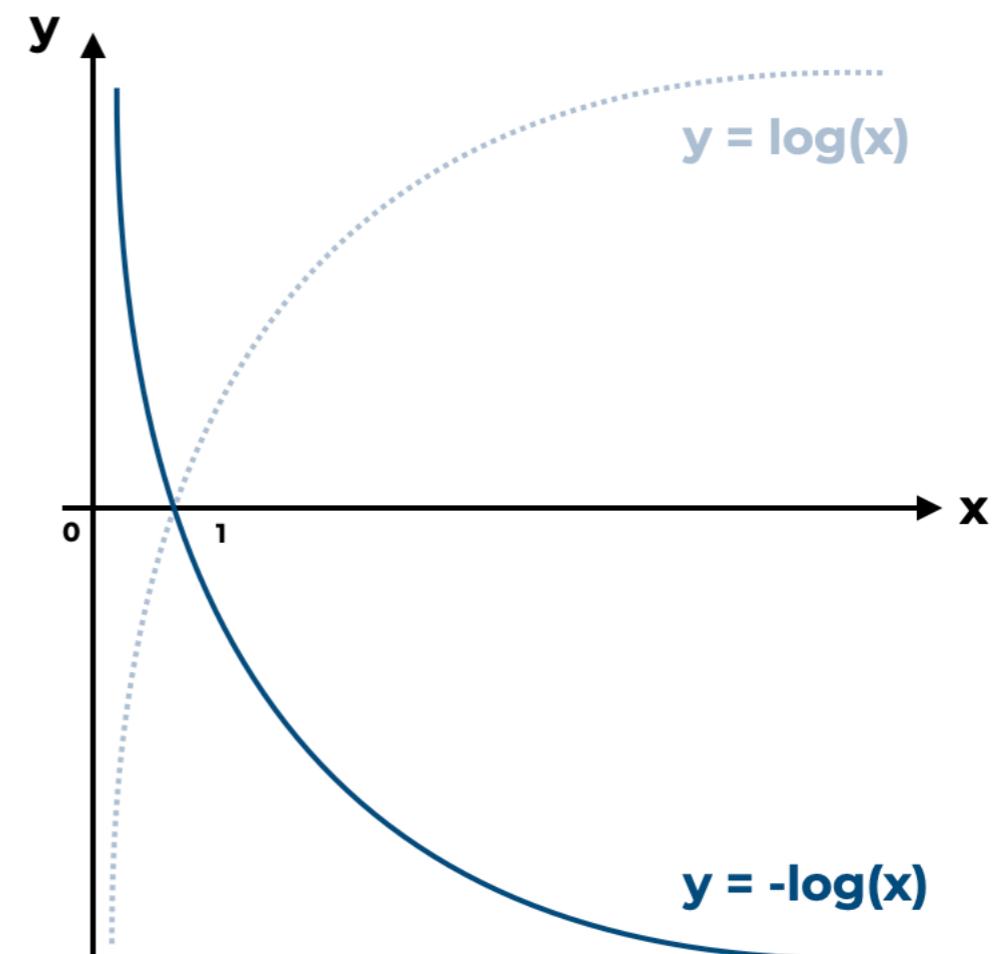
| Local Minimum 제거를 위한 손실함수 재설계

$$H(x) = Wx + b \rightarrow \text{Sigmoid}(H(x)) = \frac{1}{(1 + e^{-H(x)})}$$

$$\text{Cost}(W) = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (H(x_i) - Y_i)^2 \quad (\text{Local Minimum이 빈번하게 발생함})$$

$$\rightarrow c(H(x), y) = \begin{cases} -\log(H(x)) & (\text{if } y = 1) \\ -\log(1 - H(x)) & (\text{if } y = 0) \end{cases}$$

$$\text{Cost}'(W) = \frac{1}{n} \sum c(H(x), y)$$



기계학습 절차: 학습 (Training)

경사하강법 (Gradient Decent Algorithm)

- 미분을 적용하여 곡선의 기울기를 활용한 최적화 문제를 해결하는 알고리즘으로, 손실함수 최적화를 위해 Global Minimum 또는 Local Minimum을 찾는 대표적인 알고리즘

$$c(H(x), y) = \begin{cases} -\log(H(x)) & (\text{if } y = 1) \\ -\log(1 - H(x)) & (\text{if } y = 0) \end{cases}$$

$$= -y\log(H(x)) - (1 - y)\log(1 - H(x)) \quad (\text{Cross Entropy})$$

$$\text{Cost}(w) = \frac{1}{n} \sum c(H(x), y)$$

$$\text{Cost}(w) = -\frac{1}{n} \sum y\log(H(x)) - (1 - y)\log(1 - H(x))$$

$$W \rightarrow W - \alpha \frac{\partial}{\partial w} \text{Cost}(W)$$

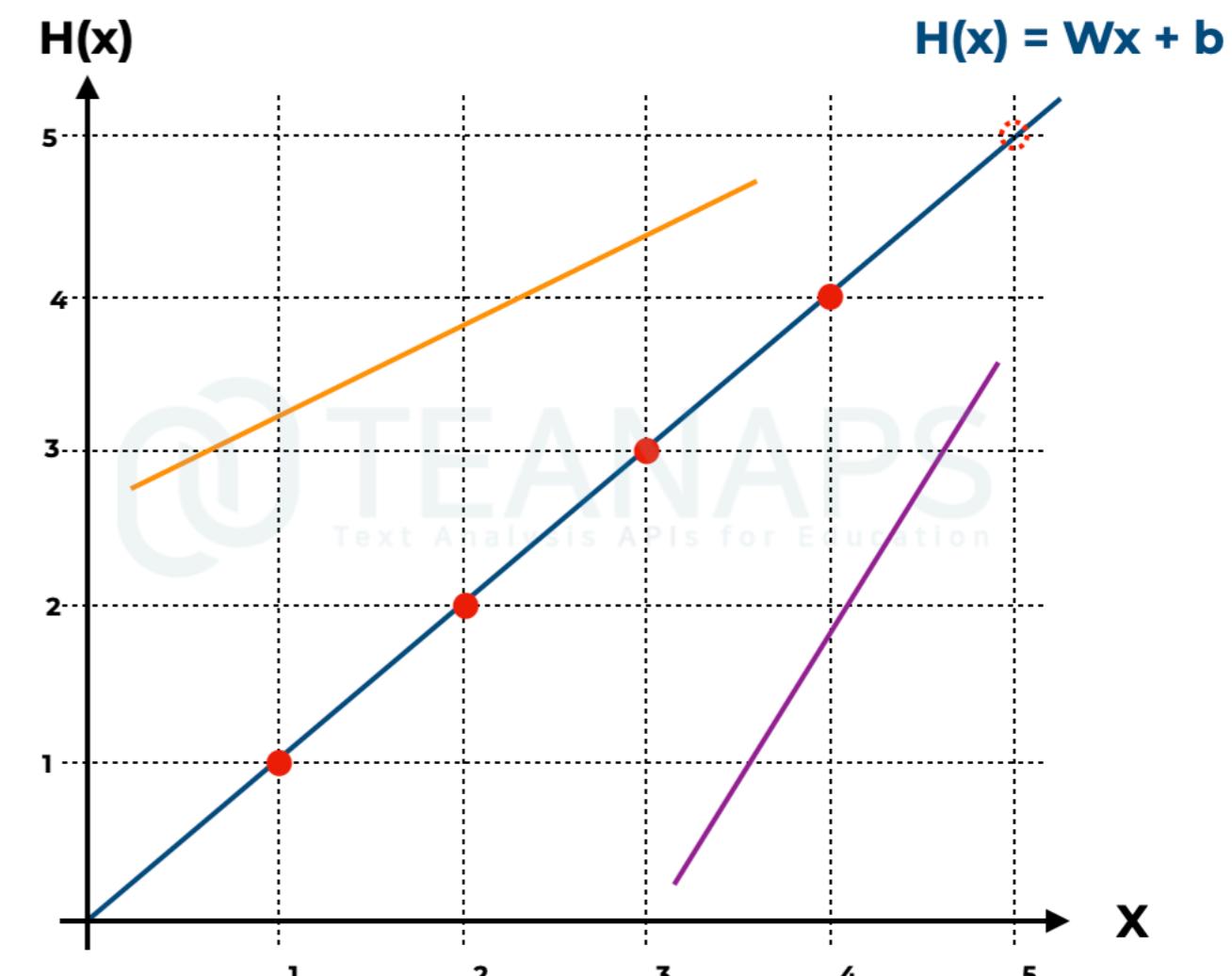
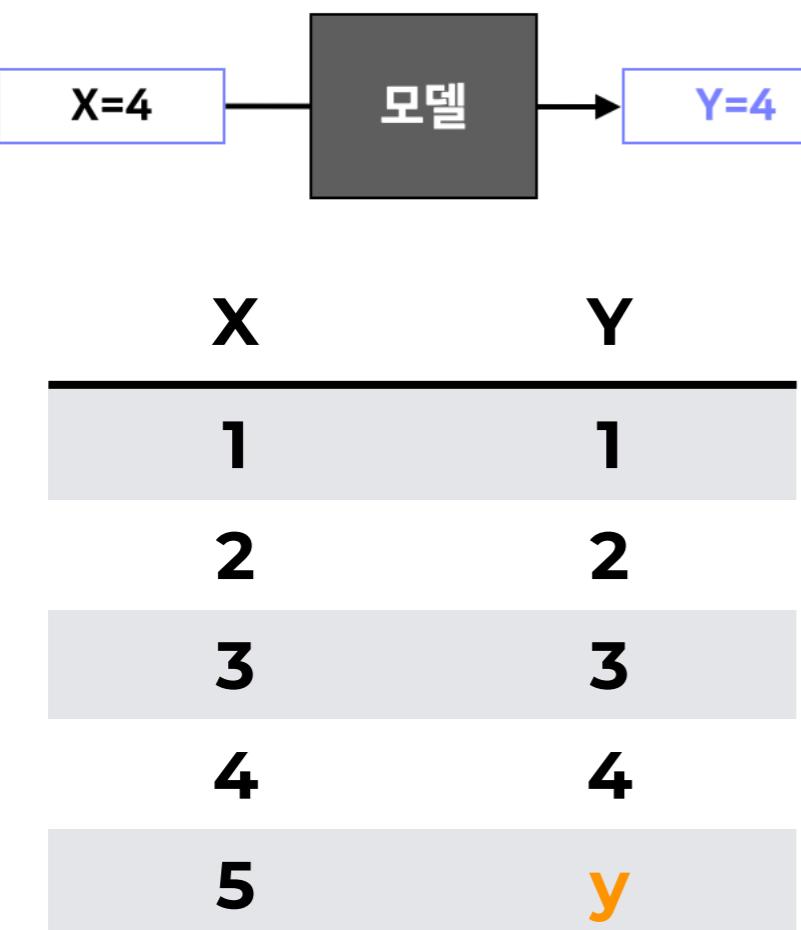
기계학습 절차: 학습

(Training)

Review

기계가 데이터를 학습하는 과정 (Machine Training)

- 학습데이터에 정의된 정보나 규칙을 추상적인 형태로 표현하는 모델을 생성하는 과정
- 학습데이터에 포함된 다양한 정보나 규칙을 모델이 얼마나 잘 표현하는가에 따라 머신러닝 모델의 성능이 좌우됨
- **선형가정** (Linear Hypothesis) : 학습데이터의 분포를 선형이라 가정하고 학습데이터를 가장 잘 설명한 직선

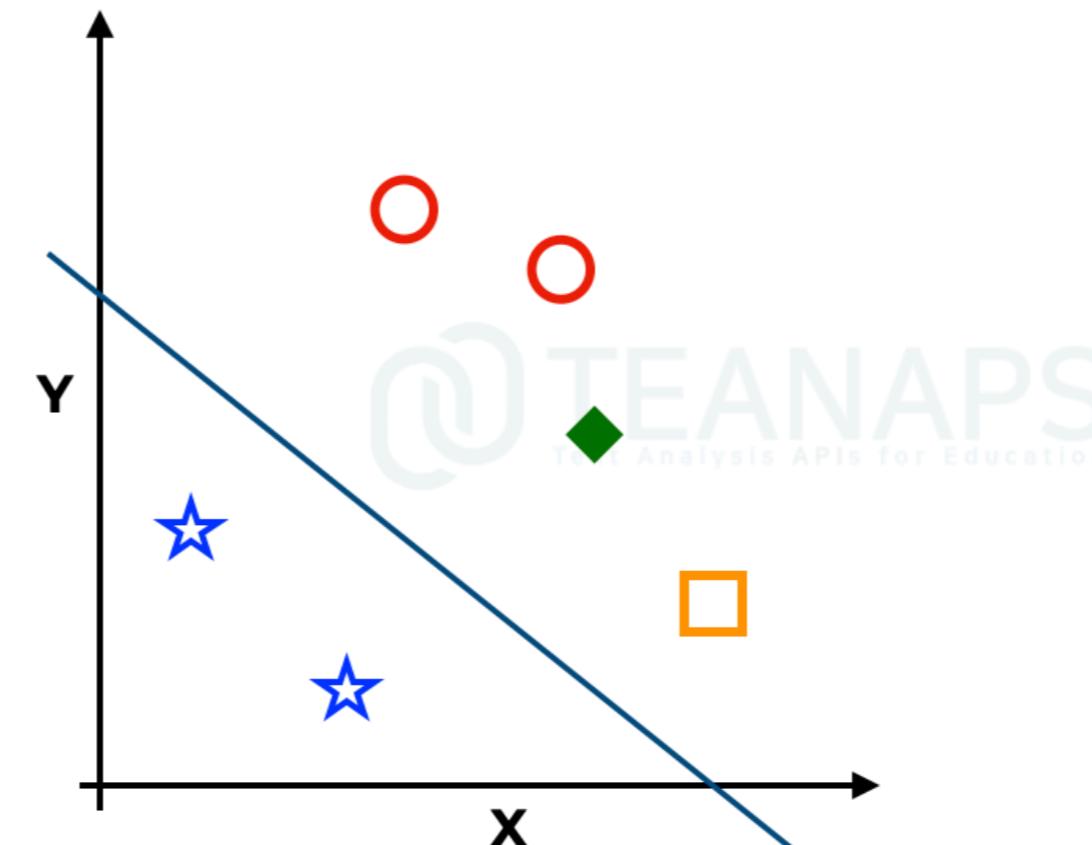


기계학습 절차: 학습 (Training)

다차원 분류 (Multinomial Classification)

- 3개이상의 범주를 가지는 분류문제
- 다차원 분류 문제는 2진분류^(binary classification) 문제를 해결하는 모델을 여러개 활용하여 해결 가능함

X_1	X_2	Y
10	5	A
9	5	A
3	2	B
2	4	B
11	1	C

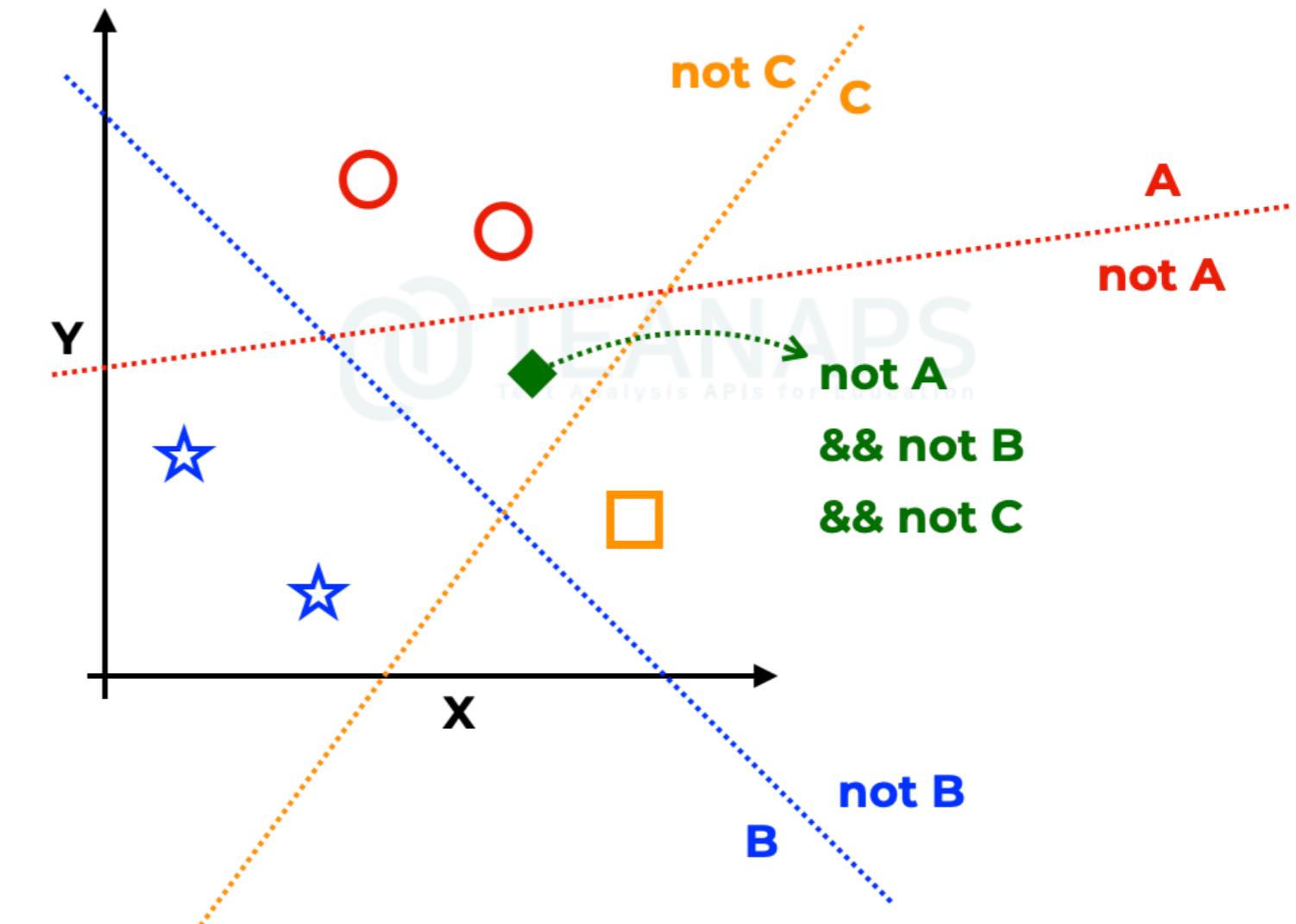


기계학습 절차: 학습 (Training)

다차원 분류 (Multinomial Classification)

- 3개이상의 범주를 가지는 분류문제
- 다차원 분류 문제는 2진분류^(binary classification) 문제를 해결하는 모델을 여러개 활용하여 해결 가능함

X ₁	X ₂	Y
10	5	A
9	5	A
3	2	B
2	4	B
11	1	C

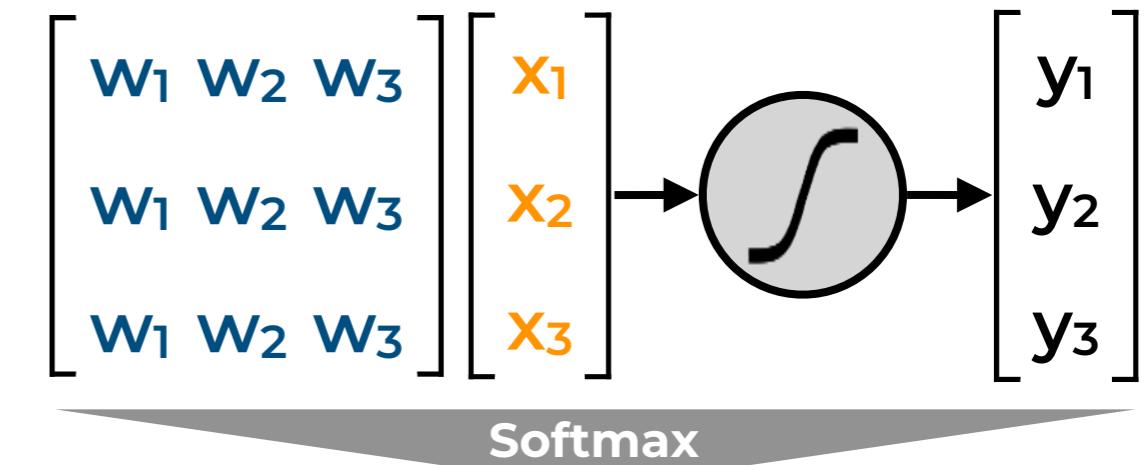


기계학습 절차: 학습

(Training)

다차원 분류 (Multinomial Classification)

$$\begin{bmatrix} W_1 & W_2 & W_3 \end{bmatrix} \times \begin{bmatrix} X_1 \\ X_2 \\ X_3 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} W_1X_1 & W_2X_2 & W_3X_3 \end{bmatrix}$$

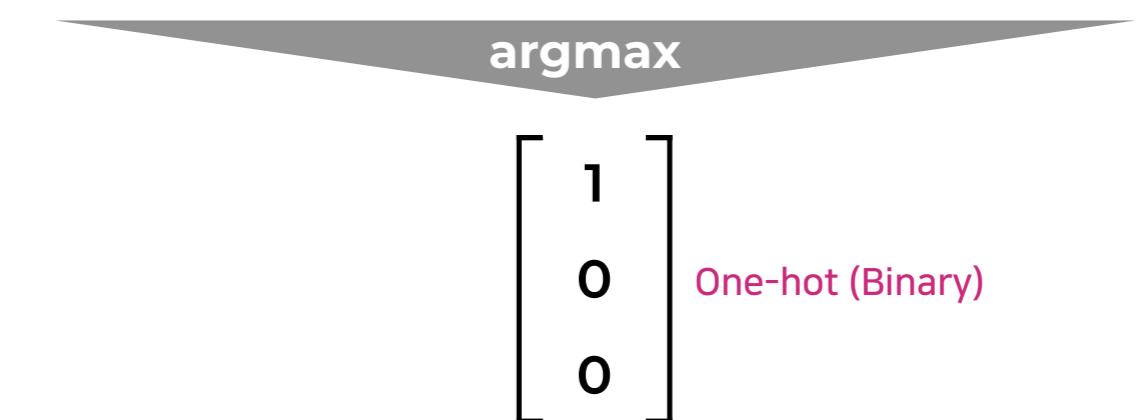


$$\begin{bmatrix} W_1 & W_2 & W_3 \end{bmatrix} \times \begin{bmatrix} X_1 \\ X_2 \\ X_3 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} W_1X_1 & W_2X_2 & W_3X_3 \end{bmatrix}$$

$$\begin{bmatrix} W_1 & W_2 & W_3 \end{bmatrix} \times \begin{bmatrix} X_1 \\ X_2 \\ X_3 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} W_1X_1 & W_2X_2 & W_3X_3 \end{bmatrix}$$

$$\begin{bmatrix} \text{Softmax}(y_1) \\ \text{Softmax}(y_2) \\ \text{Softmax}(y_3) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0.7 \\ 0.2 \\ 0.1 \end{bmatrix}$$

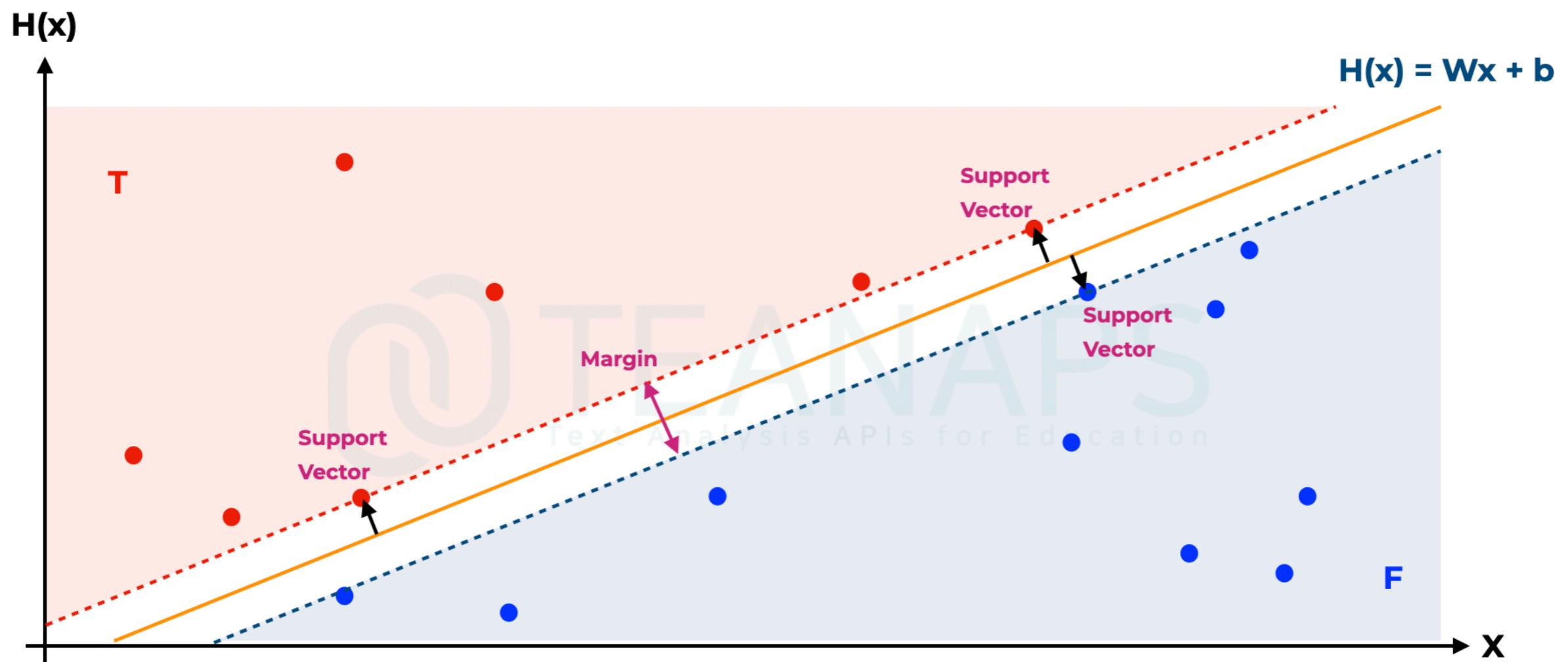
확률값
(Probability)



분류 알고리즘: 서포트 벡터 머신

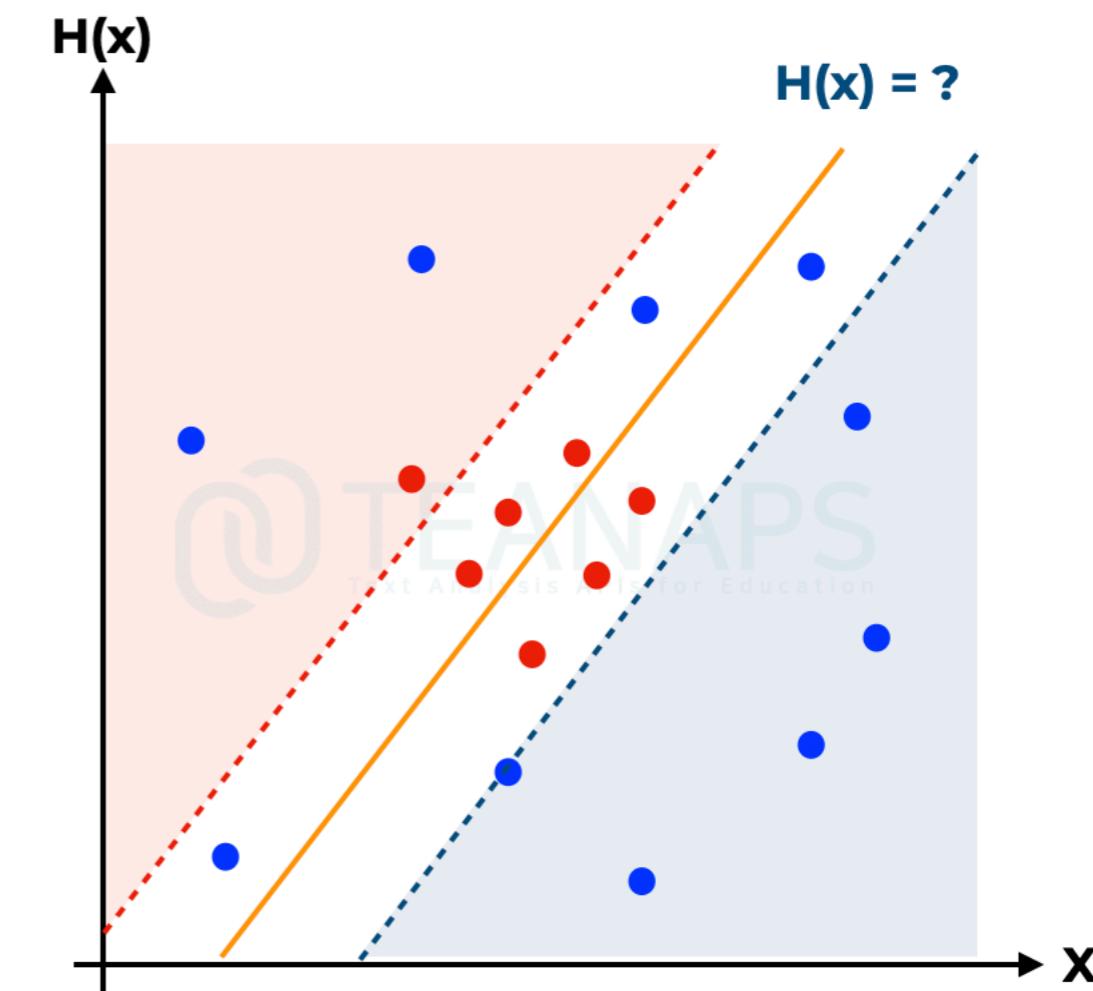
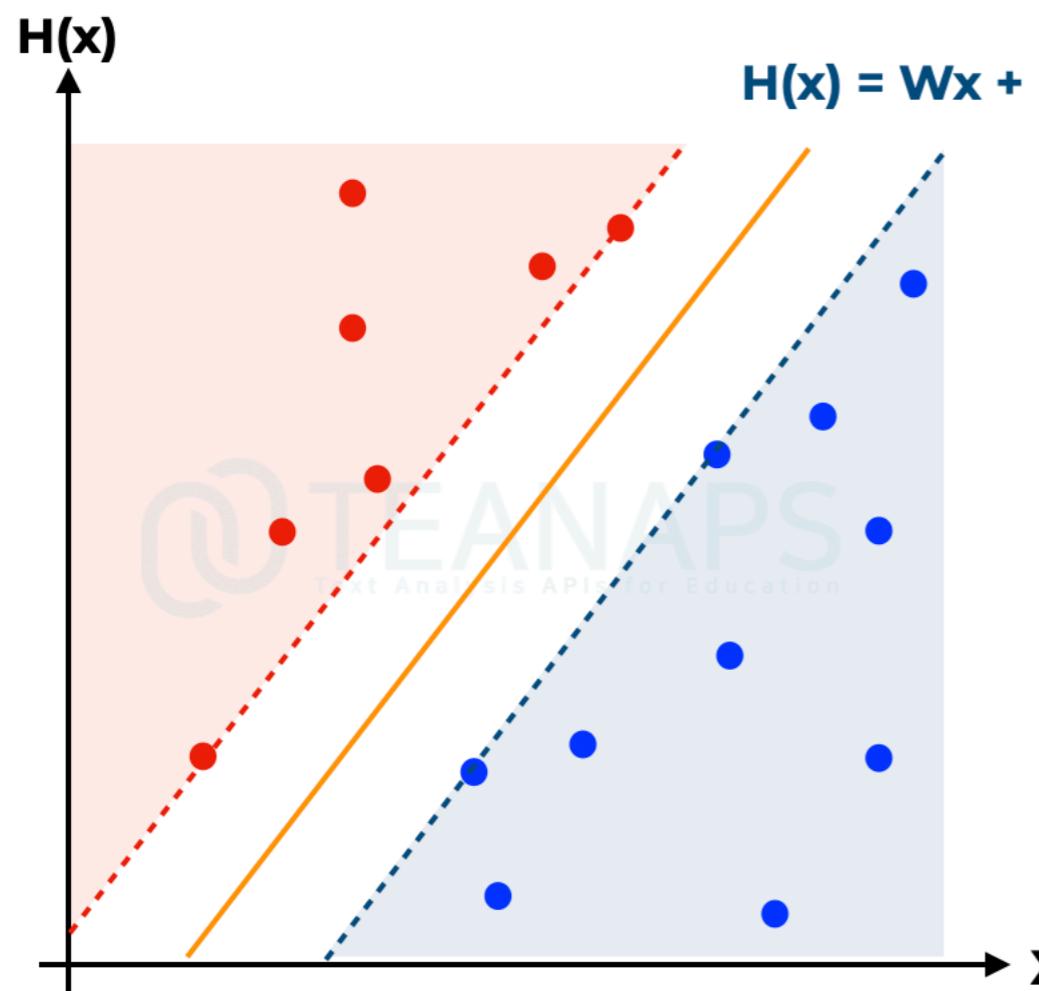
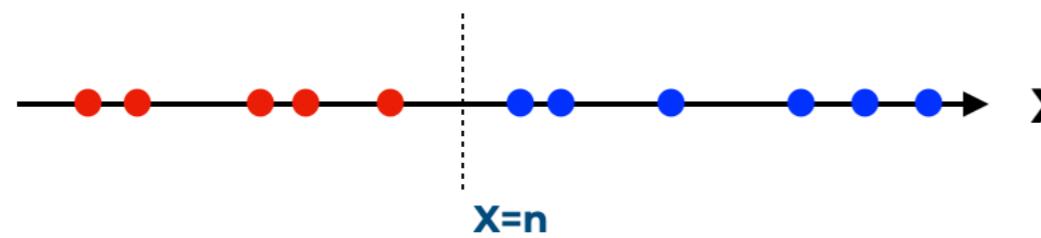
서포트 벡터 머신 (Support Vector Machine, SVM)

- 지지벡터로 이루어진 초평면과 마진을 최대로 하는 직선으로 선형 분류하는 기계학습 알고리즘
- 데이터를 선형함수로 분류할 수 없더라도 커널함수를 활용해 데이터를 고차원 공간으로 이동한 후 분류 가능함
- **지지벡터** (Support Vector) : 선형분류의 경계에 존재하는 데이터
- **커널함수** (kernel function) : 선형분류를 위해 데이터를 다른 차원으로 표현할 수 있도록 하는 함수



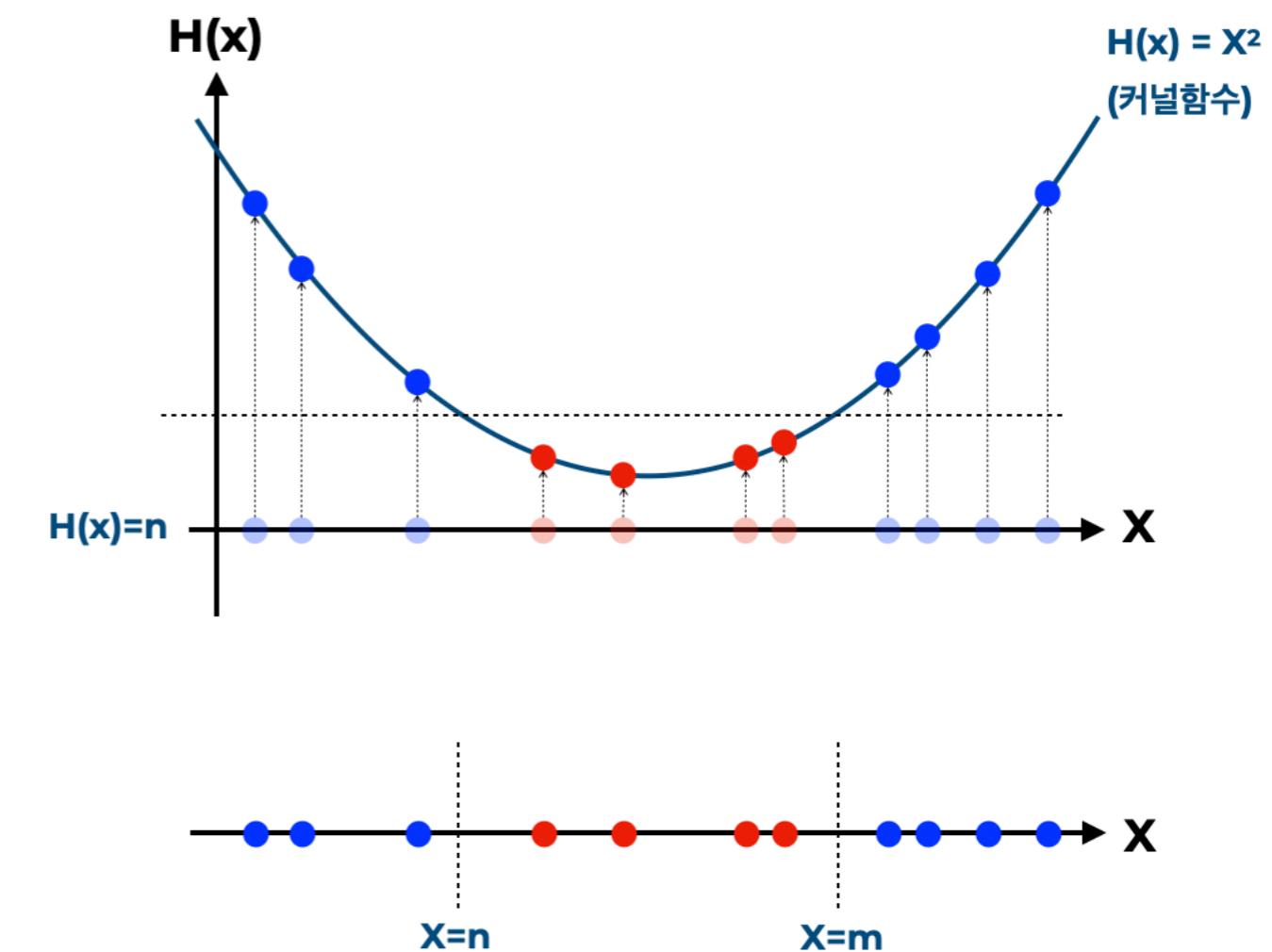
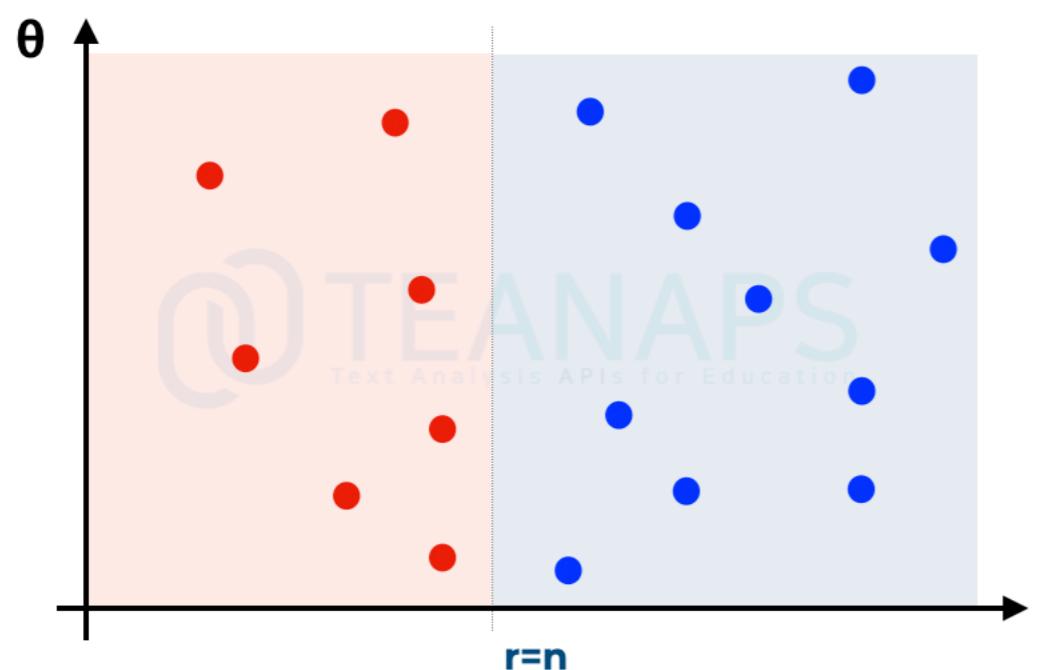
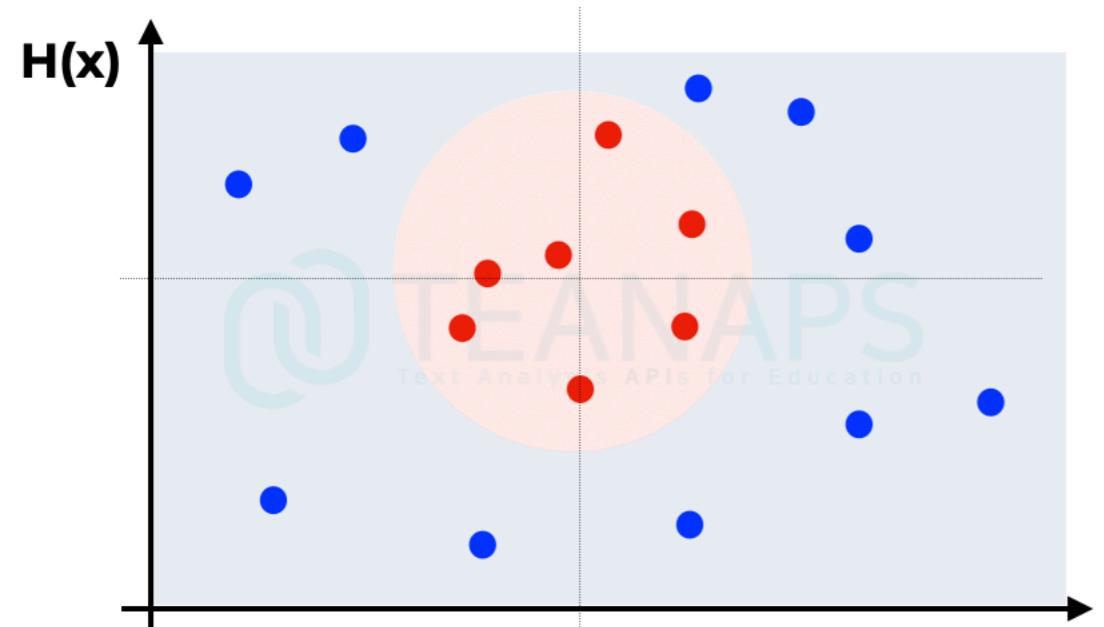
분류 알고리즘: 서포트 벡터 머신

커널함수 (Kernel Function)



분류 알고리즘: 서포트 벡터 머신

커널함수 (Kernel Function)



분류 알고리즘: 서포트 벡터 머신

| 커널함수 (Kernel Function)

Linear :

$$K(x_1, x_2) = x_1^T x_2$$

Polynomial :

$$K(x_1, x_2) = (x_1^T x_2 + c)^d \quad (c > 0)$$

Sigmoid :

$$K(x_1, x_2) = \tanh(a(x_1^T x_2) + b) \quad (a, b \geq 0)$$

Gaussian :

$$K(x_1, x_2) = \exp \left\{ \frac{\|x_1 - x_2\|_2^2}{2\sigma^2} \right\} \quad (a, b \geq 0)$$

기계학습 절차: 평가

(Validation)

2진분류 (Binary Classification) 모델을 평가하는 방법

- 모델의 분류 결과와 실제 정답과의 비교를 통해 모델의 성능을 평가할 수 있음
- **정확도 (Accuracy)** : 전체 분류결과 중 정답과 일치하는 분류결과의 비율
- **재현율 (Recall)** : 정답이 TRUE인 경우의 수 중 모델이 정답과 동일하게 분류한 결과의 비율
- **정밀도 (Precision)** : 모델이 TRUE로 분류한 결과 중 정답과 일치하는 분류결과의 비율
- **F1-score** : 재현율과 정밀도의 조화평균으로 두 가지 평가지표의 특성을 균등하게 반영할 수 있음

		정답	
		TRUE	FALSE
분류 결과	TRUE	TRUE Positive (TP)	FALSE Positive (FP)
	FALSE	FALSE Negative (FN)	TRUE Negative (TN)

1종오류
(Type1 Error)
2종오류
(Type2 Error)

$$\text{Accuracy} = \frac{TP + TN}{TP + FP + FN + TN}$$

$$\text{Recall} = \frac{TP}{TP + FN}$$

$$\text{Precision} = \frac{TP}{TP + FP}$$

$$\text{F1-score} = \frac{\text{Recall} \times \text{Precision}}{\text{Recall} + \text{Precision}}$$

기계학습 절차: 평가

(Validation)

다중분류 (Multi-class Classification) 모델을 평가하는 방법

- 다중분류 모델의 각 범주(Class)에 대해 2진분류와 동일한 평가를 진행하고, 각 범주 별 평가 결과의 평균값을 통해 전체 모델의 성능을 평가할 수 있음

정답			정답			정답			정답			
	A	Not A		B	Not B		C	Not C		D	Not D	
분류	A	TP	FP	B	TP	FP	C	TP	FP	D	TP	FP
결과	Not A	FN	TN	Not B	FN	TN	Not C	FN	TN	Not D	FN	TN

범주	Accuracy	Recall	Precision	F1-score
Class A	89	88	92	89.9
Class B	100	100	100	100
Class C	83	84	78	80.8
Class D	65	62	67	64.4
최종 모델평가	84.25	83.5	84.25	83.8

E.O.D

Contact

-  <http://www.teanaps.com>
-  fingeredman@gmail.com