

---

---

---

---

---



# Naive Bayes

\* 0과 1로 표현되는 이진 데이터

Naive model  $p(x|y)$   $p(y)$

$$p(x|y) = \prod_{j=1}^n p(x_j|y), \text{ 독립성}$$

$$\begin{cases} p(y=1) = \phi_y \\ p(x_j=1|y=0) = \phi_{j|y=0} \\ p(x_j=1|y=1) = \phi_{j|y=1} \end{cases}$$

Prediction time

$$* p(y=1|x) = \frac{p(x|y=1)p(y=1)}{p(x|y=1)p(y=1) + p(x|y=0)p(y=0)} \quad \frac{\prod p(x_i|y)}{1}$$

이제 (해설)을 구하자

이제 이 값을 구해보자  
즉  $p(y=1|x) = 0.5$  정도

## Laplace Smoothing

1) 분자가 0일 때 :  $\frac{0}{0+4} = 0$

Laplace smoothing: 분자에 '+1'을 더함  $\frac{1}{1+4} = \frac{1}{5}$

↳ 0이 나올 수 있는 경우!

이 문제에서,  $x \in \{1, \dots, 4\}$

Estimate  $p(x=j) = \frac{\sum_{i=1}^M \mathbb{1}(x_i^{(i)} = j)}{M+1}$

$$\phi_{j|y=0} = \frac{\sum_{i=1}^M \mathbb{1}(x_i^{(i)} = j, y_i^{(i)} = 0)}{M+1}$$

특성이 2항씩 같은 경우,  $\mathbf{x}_i$ 를  $d$ (차원)에 따라  $2d$  - 벡터로 나타냄.

$$\mathbf{x} = \begin{bmatrix} 0 \\ 0 \\ 1 \\ 1 \\ 1 \end{bmatrix} \begin{matrix} \text{age} \\ \text{bur} \leftarrow 800 \\ \text{drug} \leftarrow 1600 \\ \text{mail} \leftarrow 6000 \end{matrix} \quad \xrightarrow{\text{New Representation}} \quad \mathbf{x} \in \begin{bmatrix} 1600 \\ 800 \\ 1600 \\ 6000 \end{bmatrix} \begin{matrix} \text{Drug} \\ \text{Bur} \\ \text{Drug} \\ \text{mail} \end{matrix}$$

$\mathbf{x}_i \in \{1, 2, \dots, 10000\}$   
 $n_i = \text{len of email}$

\* Drug과 Bur 등장한 단어를 정보 손실.

Multivariate Bernoulli event model  $\longrightarrow$  Multinomial event model

$$\begin{aligned} \rightarrow P(\mathbf{x}, \mathbf{y}) &= P(\mathbf{x} | \mathbf{y}) \cdot P(\mathbf{y}) \\ \text{가정} \quad &= \prod_{j=1}^n P(x_j | y) \cdot P(\mathbf{y}) \end{aligned}$$

$$\begin{aligned} \phi_k(\mathbf{x}_{=0}) &= \frac{\sum_{\mathbf{y}} 1(y^{(k)} = 0) \prod_{j=1}^n 1(y_j^{(k)} \neq 0)}{\sum_{\mathbf{y}} 1(y^{(k)} = 0) \prod_{j=1}^n 1(y_j^{(k)} \neq 0) + 10,000} \end{aligned}$$

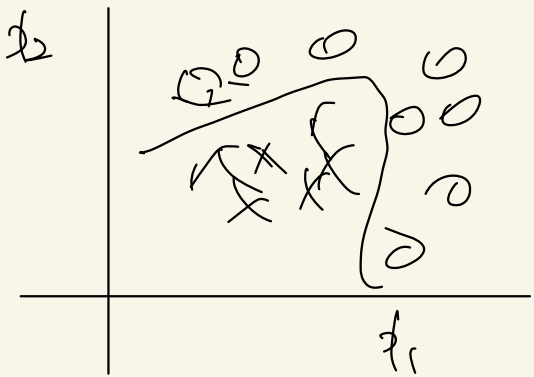
$\hookrightarrow$  스팸이 아닌 email 중 'k' 단어가 포함된 email은 몇개?

- \* 단어가 사전에 없으면
- (1) 그냥 0이다
  - (2) 0/0의 형태로 무한대

- \* 언어사본
- (1) 제한되지
  - (2) 제한이 있음
  - (3) 6D 벡터



# SVM: Support Vector Machine

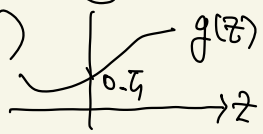


\* 비선형적인 결정 경계를 찾는 알고리즘 / 선형적으로 소수의 매개변수가 많지 않다.

→ Optimal Margin Classifier - 분리능을 위한 다중성

정리) Functional Margin : 얼마나 잘 분리하는가.

$$h_Q(x) = g(Q^T x)$$

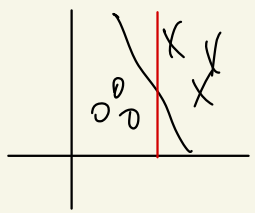


'1' if  $Q^T x \geq 0$   
( $h_Q(x) = g(Q^T x) \geq 0.5$ )  
'0' otherwise

if  $y^{(i)} = 1$ , hope that  $Q^T x^{(i)} \gg 0$

$y^{(i)} = 0$ , hope that  $Q^T x^{(i)} \ll 0$

정리) Geometric Margin



'margin' 이 더 클수록 → 기하학적으로 더 안정함.

# Notation

Labels  $y \in \{-1, +1\}$  have  $h$  output values in  $\{-1, +1\}$

$$g(z) = \begin{cases} +1 & \text{if } z \geq 0 \\ -1 & \text{otherwise} \end{cases}$$

Define  $h_{w,b}(x) = g(\underbrace{w^T x + b}_{\sum_{i=1}^n w_i x_i + b})$ , Drop  $x_0 = 1$

$$\begin{bmatrix} 0 \\ 0 \\ \vdots \end{bmatrix} \begin{matrix} b \\ w \end{matrix}$$

Functional Margin of hyperplane defined by  $(w, b)$

$\hat{y}^{(i)} \rightarrow$  예측된 클래스 값.

$$\hat{y}^{(i)} = g^{(i)}(w^T x^{(i)} + b)$$

if  $y^{(i)} = +1$ , want  $w^T x^{(i)} + b \gg 0$

if  $y^{(i)} = -1$ , want  $w^T x^{(i)} + b \ll 0$

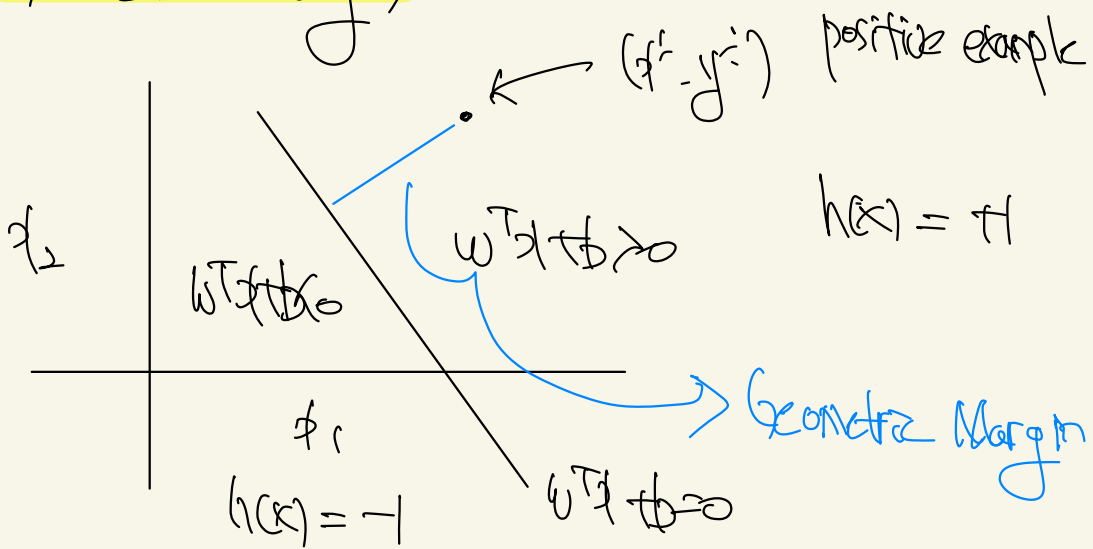
Functional Margin with training set  $\gamma = \min_{i=1,2,\dots,n} \hat{y}^{(i)}$

$\therefore$  훈련 세트의 최악의 예를 얼마나 잘 분류?

(마개분류 방법)이 성능을 위한 정규화

가정:  $\|w\| = 1$ ,  $(w, b) \rightarrow (\frac{w}{\|w\|}, \frac{b}{\|w\|})$

# Geometric Margin



$$\rightarrow f(x) = \frac{y^{(i)}(w^T x^{(i)} + b)}{\|w\|}$$
 (유클리드 거리)

$$f_{\text{Geometric Margin}} = \frac{\text{Geometric Margin}}{\|w\|}$$

In training set,  $y = \min_i y^{(i)}$  (가장 작은 값)

∴ Optimal margin classifier:

Max  $\gamma$  over  $w, b$  and  $x$

$$\text{Max } \gamma$$

$$\text{s.t. } \frac{y^{(i)}(w^T x^{(i)} + b)}{\|w\|} \geq \gamma \quad i=1, 2, \dots, n$$

등가  

$$\gamma = \min_{w, b} \|w\|^2$$

$$\text{s.t. } y^{(i)}(w^T x^{(i)} + b) \geq 1$$