

# Bayesian Decision Theory

Jeonghun Yoon

# Terms

Random variable

Bayes rule

Classification

Decision Theory

Bayes classifier

Conditional independence

Naive Bayes Classifier

Laplacian smoothing

MLE / Likelihood / Prior

# Random Variable

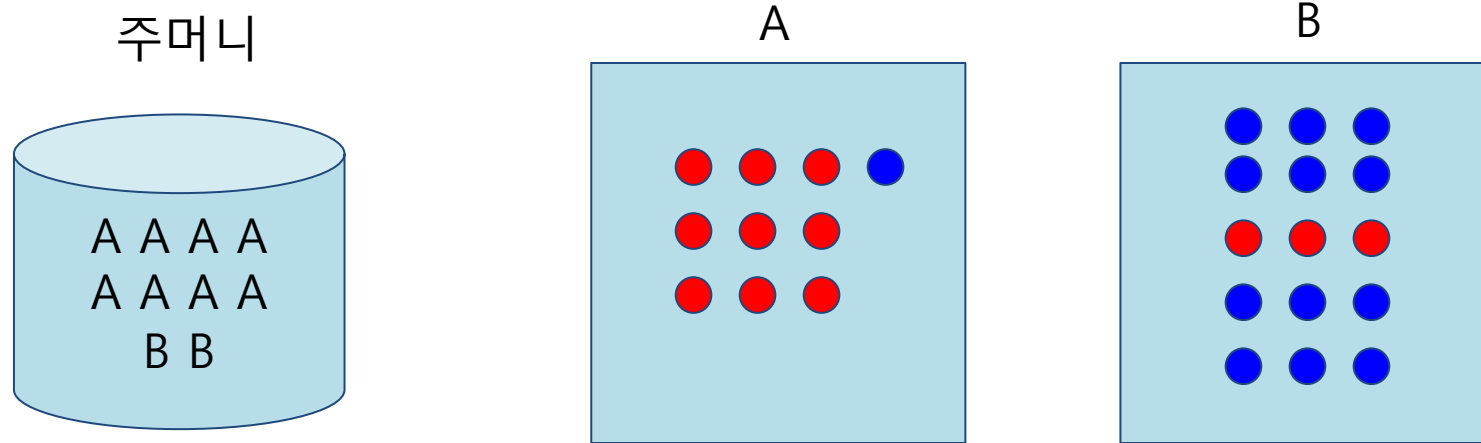
주사위를 던졌을 때 3이 나올 확률은  $\frac{1}{6}$  이다. 이것을 수학적으로 표현해보자.

주사위를 던졌을 때 3이 나오는 사건을  $c$ 라고 하자. 사건을 실수에 대응시키는 함수를  $x$ 라고 하자. 여기서  $X(c) = 3$  이다. 만약 주사위를 던졌을 때 6이 나오는 사건을  $d$ 라고 하면  $X(d) = 6$  이다.

여기서  $x$ 를 랜덤변수라고 한다. 즉 **사건을 실수에 대응시켜주는 함수가 랜덤변수**이다.

따라서 주사위를 던졌을 때 3일 나올 확률을 수학적으로 표현해보면  $P(X(c = 3)) = \frac{1}{6}$  이다. 이것을 간단히 표현하면  $P(X = 3) = \frac{1}{6}$  또는  $P(3) = \frac{1}{6}$  이라고 표현할 수 있다.

# Bayes rule



질문 : 파란 공을 뽑았다. 이 파란 공은 A에서 나왔을까? B에서 나왔을까?

# Bayes rule

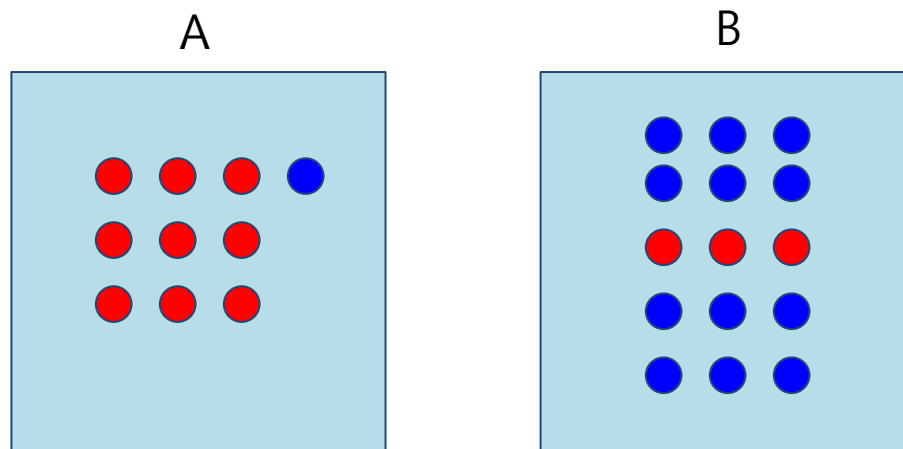
대답 1)

B에서 나왔을 것 같다. B에 들어있는 파랑 공이 훨씬 더 많기 때문이다.

이것을 수학적으로 표현하면, 상자 A에서 파란 공을 뽑을 확률  $P(\text{파랑}|A) = \frac{1}{10}$  보다 상자 B에서 파란 공을

뽑을 확률  $P(\text{파랑}|B) = \frac{12}{15}$ 가 더 크다 라고 할 수 있다.

이 조건부 확률을 우도(Likelihood) 또는 우도 함수라고 한다.

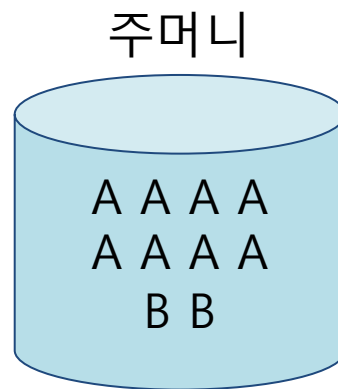


# Bayes rule

대답 2)

주머니 속을 보면 상자 A 제비가 8개 상자 B 제비가 2개이다. 따라서 파랑 공은 A에서 나왔을 것이다. 이것을 수학적으로 표현하면, 상자 A를 선택할 확률  $P(A) = \frac{8}{10}$ 이 상자 B를 선택할 확률  $P(B) = \frac{2}{10}$  보다 높다라고 할 수 있다.

이 확률은 사전 확률(prior probability)이라고 한다.



# Bayes rule

다음 질문들은 동치다.

- 파란 공을 뽑았다. 이 파란 공은 A에서 나왔을까? B에서 나왔을까?
- 파랑 공이 관찰 된 조건하에, 파랑 공이 A에서 나왔을 확률이 높을까? B에서 나왔을 확률이 높을까?
- $P(A|\text{파랑}) > P(B|\text{파랑})$  인가? 또는  $P(A|\text{파랑}) < P(B|\text{파랑})$  인가?

이 조건부 확률을 사후 확률(Posterior probability)이라 부른다.

# Bayes rule

Bayes rule를 수학적으로 유도해보자.

$$P(X, Y) = P(Y, X)$$

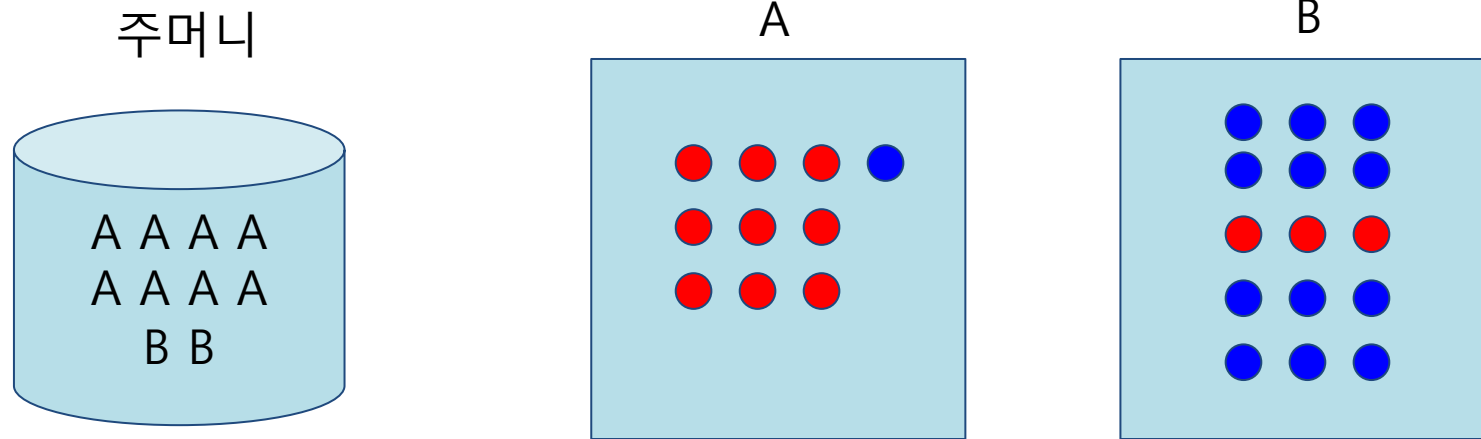
$$\Leftrightarrow P(X)P(Y|X) = P(Y)P(X|Y)$$

$$\Leftrightarrow P(X|Y) = \frac{P(Y|X)P(X)}{P(Y)}$$

$$( P(Y) = \sum_x P(Y|X)P(X) )$$



# Bayes rule



$$P(A|blue) = \frac{P(blue|A)P(A)}{P(blue)} = \frac{\left(\frac{1}{10}\right) \times \left(\frac{8}{10}\right)}{\frac{24}{100}} = \frac{1}{3}$$

$$P(B|blue) = \frac{P(blue|B)P(B)}{P(blue)} = \frac{\left(\frac{12}{15}\right) \times \left(\frac{2}{10}\right)}{\frac{24}{100}} = \frac{2}{3}$$

(사후확률) 신뢰도 0.66으로 파랑 공은 B에서 나왔다.

# Bayes rule

The diagram shows the Bayes' rule formula  $p(\theta|\mathbb{x}) = \frac{p(\mathbb{x}|\theta)p(\theta)}{\sum p(\mathbb{x}|\theta)p(\theta)}$  enclosed in a blue rectangular box. Three labels with arrows point to parts of the formula: 'likelihood (우도 값)' points to the numerator's first term  $p(\mathbb{x}|\theta)$ ; 'prior (사전 확률)' points to the numerator's second term  $p(\theta)$ ; and 'posteriori (사후 확률)' points to the denominator  $\sum p(\mathbb{x}|\theta)p(\theta)$ .

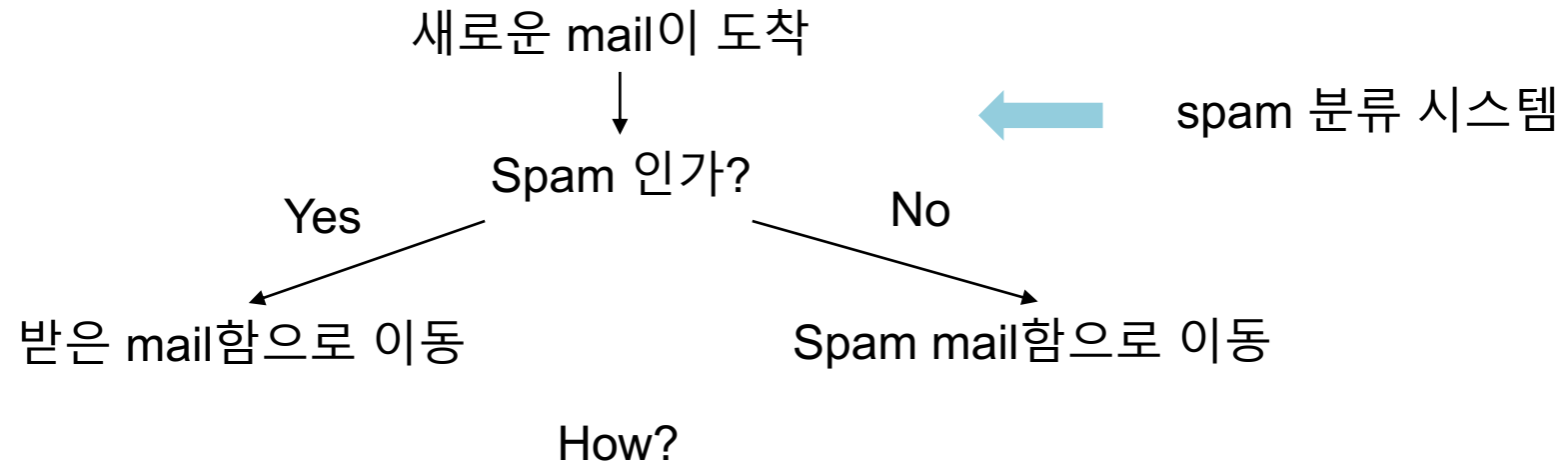
$$p(\theta|\mathbb{x}) = \frac{p(\mathbb{x}|\theta)p(\theta)}{\sum p(\mathbb{x}|\theta)p(\theta)}$$

- 사후 확률 : 관찰 값들이 관찰 된 후에 모수(parameter)의 발생 확률을 구한다.
- 사전 확률 : 관찰 값들이 관찰 되기 전에 모수의 발생 확률을 구한다.
- 우도 값 : 모수의 값이 주어졌을 때 관찰 값들을 관찰 할 수 있는 함수 값

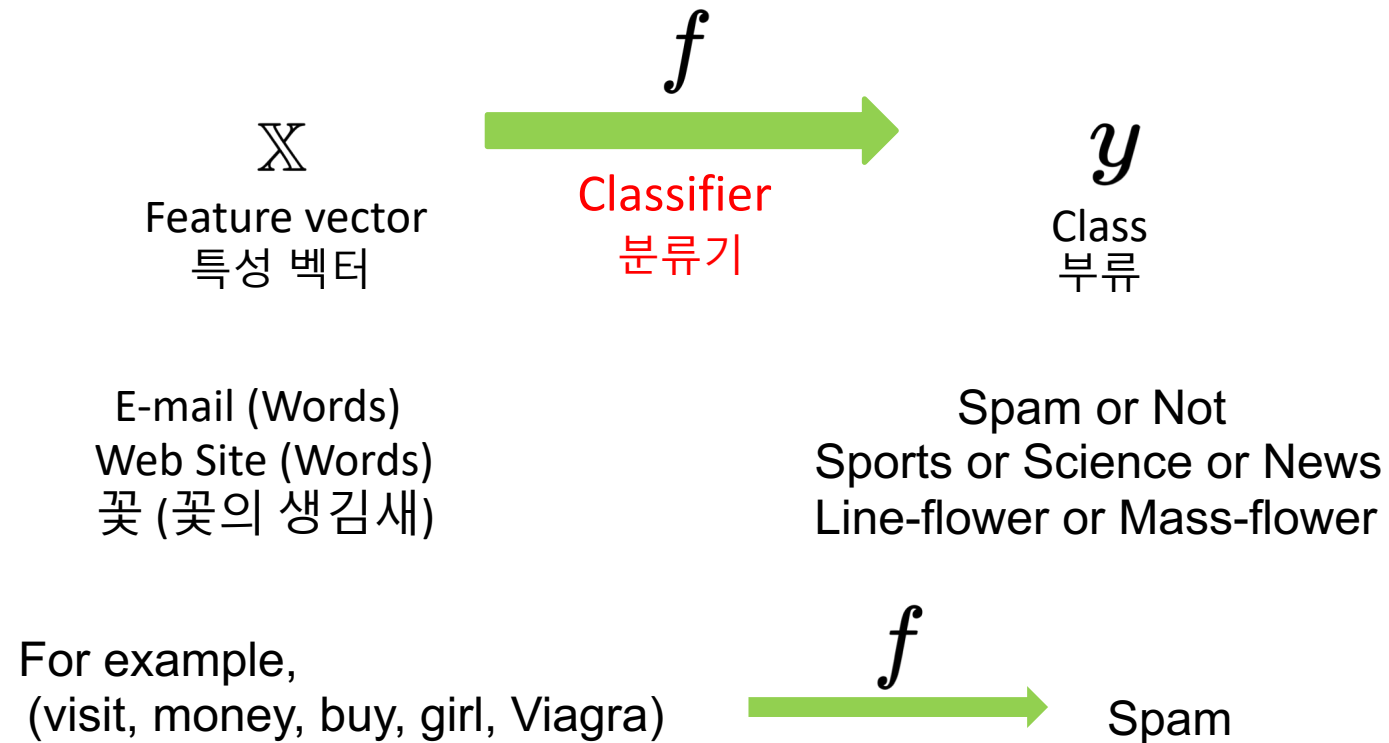
# Spam 메일 분류

Mailbox 에서 spam설정을 한 적이 없다.  
(물론 수동으로 조건을 입력하면 더 잘 작동한다.)

그런데 어떻게 아래와 같은 알고리즘이 작동하는 걸까?

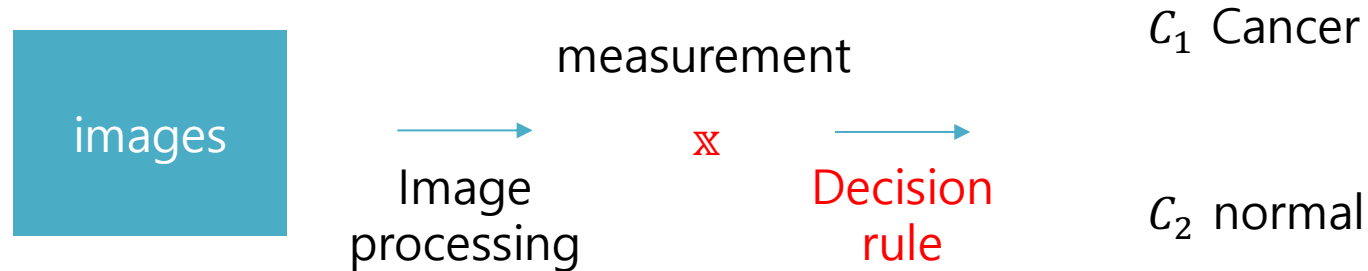


# Classification



# Decision Theory

이미지 분류(처리)에서 decision theory를 적용했을 때 processing 과정



가정 :

- 이미지를 measurements( $\mathbf{x}$ ) 로 만들고, 그것을 이용하여 암인지 아닌지를 분류하는 것
- Measurements와 그것이 속하는 부류(class)의 결합확률분포를 이용  $p(\mathbf{x}, C_i) = p(\mathbf{x}|C_i)p(C_i)$

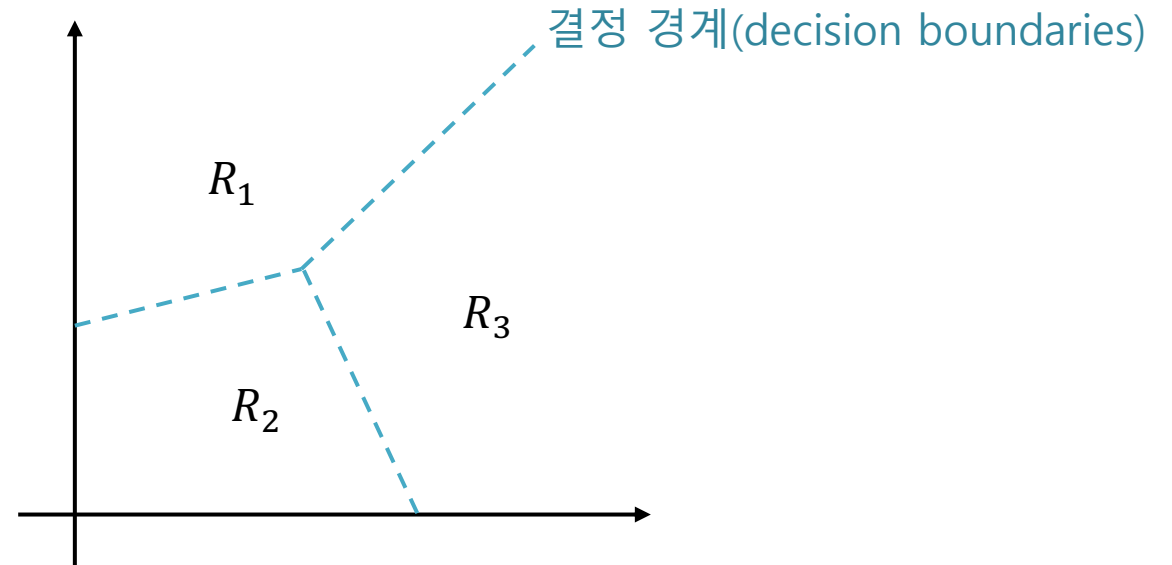
목표 :

Make the "Best" how to define? decision.

# Classification using decision theory

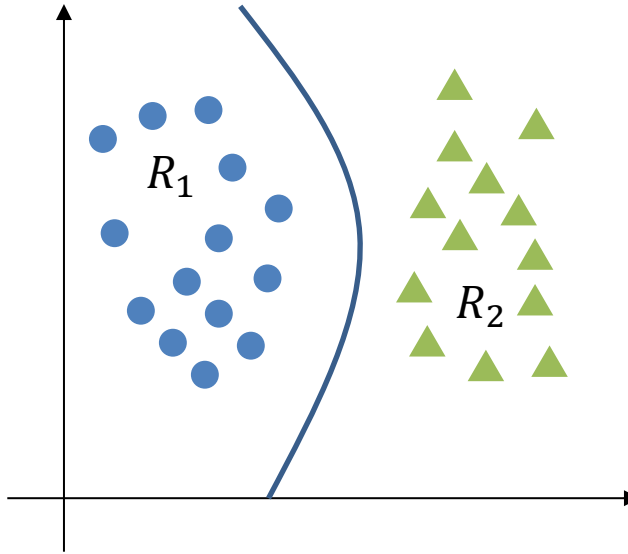
Decision rule은 결정 경계<sub>decision boundaries</sub>를 이용하여 입력 공간<sub>input space</sub>을 결정 구역<sub>decision regions</sub>으로 나눈다.

- 입력 공간 : measurement가 존재하는 공간  
(그림에서는 1사분면 전체)
- 결정 구역 : 결정 경계를 기준으로 나뉜  
공간. 결정 구역에 속한 measurement는  
해당 구역으로 할당(classify)된다.
- 결정 경계 : 각 class를 구분짓는 경계



# Classification using decision theory

예제) 2차원 vector measurement의 2 부류<sub>class</sub> 결정 경계



# Decision boundary

결국 우리가 해결해야하는 것은 결정 경계를 찾는 것이다.

Decision theory의 가정에서 언급했던 것처럼 measurement(feature)와 class의 결합확률밀도  $P(\mathbf{x}, C)$ 를 이용 할 것이다.

그러면 결합확률밀도 함수를 이용하여 decision boundary를 어떻게 찾을까?

강의 처음에 언급했던 Bayes rule을 이용할 것이다.



# Bayes classifier

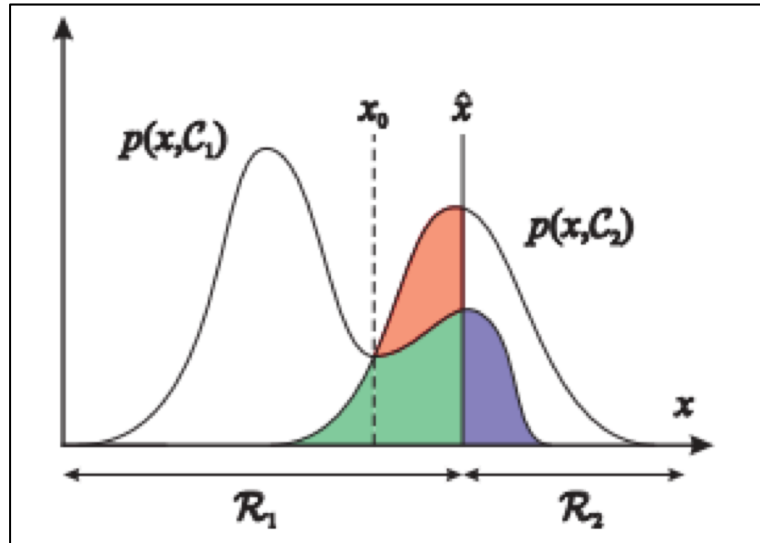
Bayes rule을 이용하여 결정 경계를 찾고 그것을 기준으로 measurement(feature)를 각 class로 분류하는 분류기를 Bayes classifier라고 한다.

Bayes classifier의 2가지 기준

- 오분류 비율의 최소화
- 기대 손실의 최소화

# Decision Boundary for average error

2 class decision ( $x$ 는 1차원)



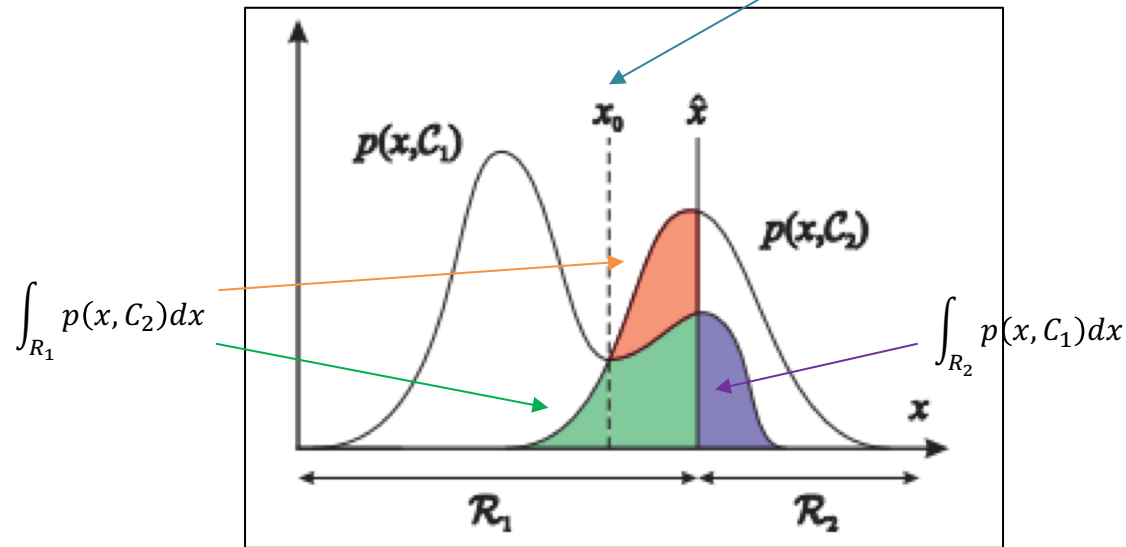
그림출처 : PRML 책

- $P(\mathbb{x}, C_1)$  :  
 $\mathbb{x}$ 와  $C_i$ 의 결합확률.  $\mathbb{x}$ 가  $C_i$ 와 함께 존재하는 확률  
또는  $\mathbb{x}$ 가  $C_i$ 에 실제로 존재하는 확률로 해석하면 된다.
- 결정경계가 정해지고 난 이후에,
  - $R_1$ 에 속하면  $C_1$ 으로 분류
  - $R_2$ 에 속하면  $C_2$ 으로 분류

# Decision Boundary for average error

2 class decision ( $x$ 는 1차원)

$x_0$ 는 **misclassifications(오분류)**이 최소가 되는 지점.  
이 영역에서 주황색영역이 사라지고 녹색만 남는다.



$\hat{x}$ 을 기준으로 분류할 경우, 오분류 영역을 살펴보자.


- $C_1$ 에 속하는데  $R_2$ 으로 분류하는 경우 (보라색 영역)
- $C_2$ 에 속하는데  $R_1$ 으로 분류하는 경우 (연두색 + 주황색 영역)

$$p(\text{error}) = \int_{-\infty}^{\infty} p(\text{error}, x) dx = \int_{R_1} p(x, C_2) dx + \int_{R_2} p(x, C_1) dx$$

# Bayes Decision Rule (error)

결합 확률 분포  $p(x, C_i)$ 가 큰  $C_i$ 에  $x$ 를 할당

- $p(x, C_1) > p(x, C_2)$ 이면,  $x$ 를  $C_1$ 에 할당
- $p(x, C_1) < p(x, C_2)$ 이면,  $x$ 를  $C_2$ 에 할당

  $p(x, C_i) = p(C_i|x)p(x)$     조건부 확률 (아직 bayes rule은 나오지 않았다.)

사후 확률 분포  $p(C_i|x)$ 가 큰  $C_i$ 에  $x$ 를 할당

- $p(C_1|x) > p(C_2|x)$ 이면,  $x$ 를  $C_1$ 에 할당
- $p(C_1|x) < p(C_2|x)$ 이면,  $x$ 를  $C_2$ 에 할당

# Bayes error

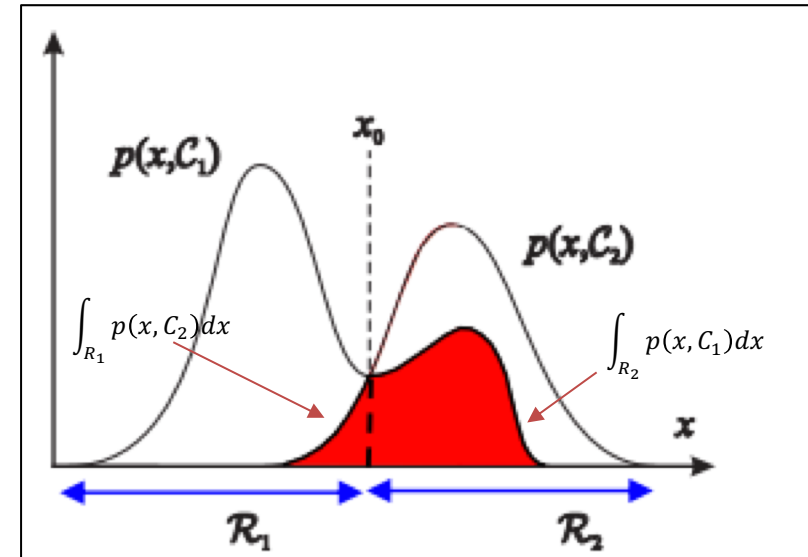
Bayes error는 오분류 확률을 나타낸다.

$$p(\text{error})$$

$$= \int_{-\infty}^{\infty} p(\text{error}, x) dx$$

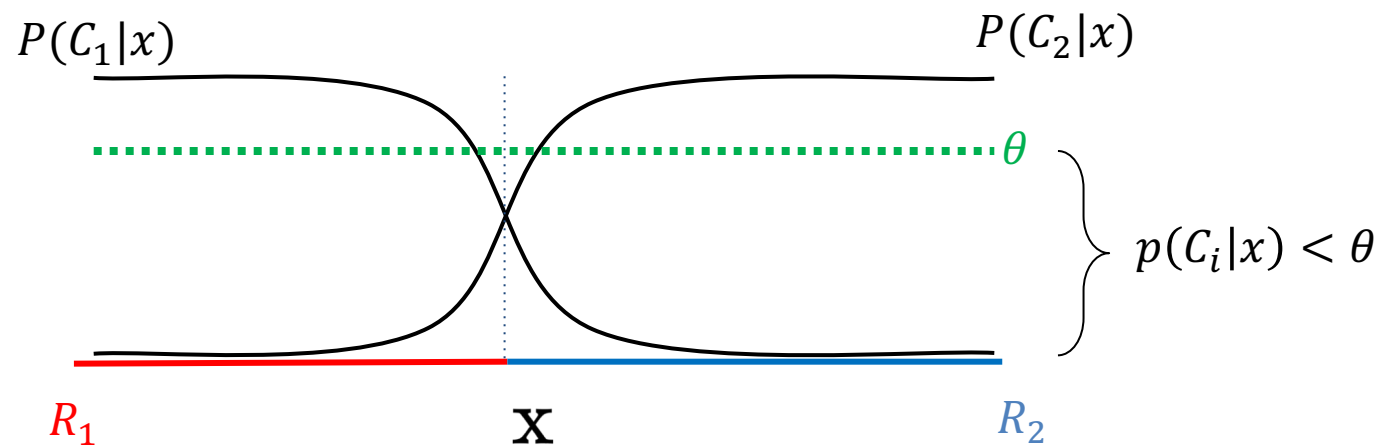
$$= \int_{R_1} p(x, C_2) dx \int_{R_2} p(x, C_1) dx$$

$$= \int_{R_1} p(C_2|x)p(x) dx \int_{R_2} p(C_1|x)p(x) dx$$



# Reject option

확실하지 않은 영역에 대해서는 분류하지 않는다.



# Bayes classifier (오분류 비율의 최소화 ver.)

사후 확률 분포  $p(C_i|x)$ 가 큰  $C_i$ 에  $x$ 를 할당

- $p(C_1|x) > p(C_2|x)$ 이면,  $x$ 를  $C_1$ 에 할당
- $p(C_1|x) < p(C_2|x)$ 이면,  $x$ 를  $C_2$ 에 할당

$$f^*(x)$$

$$= \arg \max_Y P(Y = y|X = x)$$

$$= \arg \max_Y P(X = x|Y = y)P(Y = y)$$

- 
- Class conditional density
  - Likelihood

Gaussian class conditional densities (1-dim)

$$P(X = x|Y = y) = \frac{1}{\sqrt{s\pi\sigma_y^2}} \exp\left(-\frac{(x - \mu_y^2)^2}{s\sigma_y^2}\right)$$

# Loss matrix

비용 함수(cost function), 손실 함수(loss function)을 도입

Loss matrix : 오분류에 따른 손실을 행렬로 표현한 것

	암 (actual value)	정상 (actual value)
암 (prediction value)	0	<b>1</b>
정상 (prediction value)	<b>1000</b>	0



# Bayes classifier (기대 손실의 최소화 ver.)

Bayes risk  $R(a_i|x)$  : True status는  $j$ , 선택된 action은  $i$ 일때 발생하는 loss

$$R(a_i|x) = \sum_j \overset{L_{ij}}{\underset{\substack{\uparrow \text{action} \quad \uparrow \text{measurement}}}{L(a_i|C_j)}} p(C_j|x)$$

Loss matrix

		$H_0$ is rejected.	$H_0$ is not rejected.
		암 (actual value)	정상 (actual value)
Prediction : $H_1$	암 (prediction value)	0	<b>1 (type 1 error)</b>
Prediction : $H_0$	정상 (prediction value)	<b>1000 (type 2 error)</b>	0

# Bayes classifier (기대 손실의 최소화 ver.)

Input :  $x$ , output :  $y(C_1, C_2)$  인 경우 (2 class)

- $C_1$ 으로 분류했을 때의 risk
  - $R(a_1|x) = L_{11}p(C_1|x) + L_{12}p(C_2|x) = L_{11}p(X = x|Y = C_1)p(Y = C_1) + L_{12}p(X = x|Y = C_2)P(Y = C_2)$
- $C_2$ 로 분류했을 때의 risk
  - $R(a_2|x) = L_{21}p(C_1|x) + L_{22}p(C_2|x) = L_{21}p(X = x|Y = C_1)p(Y = C_1) + L_{22}p(X = x|Y = C_2)P(Y = C_2)$
- Decision rule
  - $R(a_1|x) > R(a_2|x)$  이면  $C_2$ 로 분류
  - $R(a_1|x) < R(a_2|x)$  이면  $C_1$ 으로 분류

Bayes decision rule : **Bayes risk**를 최소화하는 action을 선택

$$\hat{a}_i = \arg \min_{a_i} R(a_i|x)$$

# Naïve Bayes Classifier

## Goal

- *You love to buy viagra*라는 문장이 주어졌을 때, 이 문장이 Spam 문장인지, Ham 문장인지 분류하자.

## How

- 사후 확률(Posterior probability) 사용
- Bayes 정리 이용

$$P(\text{Spam}|\text{You love to buy viagra}) = \frac{\overset{\text{우도(likelihood)}}{P(\text{You love to buy viagra}|\text{Spam})} \times \overset{\text{사전 확률(Prior probability)}}{P(\text{Spam})}}{\underset{\text{사후 확률(Posterior probability)}}{P(\text{You love to buy viagra})} \underset{\text{주변 우도(marginal probability)}}{P(\text{You love to buy viagra})}}$$

## But

- Likelihood(우도)를 직접 계산하는 방법은 쉽지 않다.

# Conditional independence

X is conditionally independent of Y given Z :

Probability distribution governing X is independent of the value of Y, given the value of Z

$$P(X = x|Y = y, Z = z) = P(X = x|Z = z) \Leftrightarrow P(X, Y|Z) = P(X|Z)P(Y|Z)$$

# Naïve Bayes

Conditional independence 가정에 의하여,

$$P(\text{You love to buy viagra}|\text{Spam}) = \\ P(\text{You}|\text{Spam}) \times P(\text{love}|\text{Spam}) \times P(\text{to}|\text{Spam}) \times P(\text{buy}|\text{Spam}) \times P(\text{viagra}|\text{Spam})$$

이 성립한다. 특정한 조건이 주어지면 문장에서 각각의 단어가 나올 확률은 서로 독립이라는 것이다. 문장 구조 안에서 각 단어는 의존성을 띄는데, 이것을 무시하는 것이다.

그러면 이 가정을 왜 사용하려고 하는가?

Bayesian probability를 계산하는 데 필요한 parameters 수를 줄이기 위해서이다.

# Parameters in Naïve Bayes

번개가 치는 것을 예측해보자 (L). 아래의 두 조건은 conditionally independent 하다.

- 천둥(T)
- 비(R)

Conditionally independent 조건이 없을 때

- L이 주어졌을 때의 likelihood  $P(T, R|L)$  를 계산하기 위한 parameter의 개수 :  $(2^2 - 1) \times 2 = 6$

$$\begin{aligned} &P(T = 0, R = 0|L = 0) \\ &P(T = 0, R = 1|L = 0) \\ &P(T = 1, R = 0|L = 0) \end{aligned}$$

$$\begin{aligned} &P(T = 1, R = 0|L = 1) \\ &P(T = 0, R = 1|L = 1) \\ &P(T = 1, R = 0|L = 1) \end{aligned}$$

Conditionally independent 조건이 있을 때

- $P(T, R|L) = P(T|L)P(R|L)$  를 계산하기 위한 parameter의 개수 :  $(2 - 1) \times 2 + (2 - 1) \times 2 = 4$

$$\begin{array}{ll} P(T = 0, |L = 0) & P(R = 0, |L = 0) \\ P(T = 0, |L = 1) & P(R = 0, |L = 1) \end{array}$$

# Parameters in Naïve Bayes

필요한 parameter수를 계산하자.  $\mathbb{x} = (x_1, x_2, \dots, x_d)$ 라고 하자. 전체 word의 크기를  $d$ , class의 수를  $k$ 라고 하자.

$P(\mathbb{x}|y)P(y) = P(x_1, x_2, \dots, x_d|y)P(y)$ 의 parameters 수 :

$$(2^d - 1)k + k - 1 = 2^d k - 1$$

$P(\mathbb{x}|y)P(y) = P(x_1, x_2, \dots, x_d|y)P(y) = P(x_1|y)P(x_2|y) \dots P(x_d|y)P(y)$ 의 parameters 수 :

$$dk + k - 1$$

# Naive Bayes Classifier 분류 조건

$$P(\text{Spam}|\text{You love to buy viagra}) = \frac{P(\text{You love to buy viagra}|\text{Spam}) \times P(\text{Spam})}{P(\text{You love to buy viagra})}$$


$$P(\text{Spam}|\text{You love to buy viagra}) = \frac{P(\text{You}|\text{Spam}) \times P(\text{love}|\text{Spam}) \times P(\text{to}|\text{Spam}) \times P(\text{buy}|\text{Spam}) \times P(\text{viagra}|\text{Spam}) \times P(\text{Spam})}{P(\text{You love to buy viagra})}$$



# Naive Bayes Classifier 분류 조건

## Decision rule

- $x_1, x_2, \dots, x_d$  :  $d$ 개의 word 즉 corpus의 크기를 의미하고,  $y$ 는 target class를 의미한다.
- 각 클래스에서  $d$ 개의 단어가 동시에 발생하는 확률을 구하고, 발생 확률이 가장 높은 클래스를 선택한다.

$$f_{NB}(\mathbb{X}) = \arg \max_y P(x_1, \dots, x_d | y) P(y) = \arg \max_y \prod_{i=1}^d P(x_i | y) P(y)$$

- 만약 2개의 클래스(Spam/Ham)가 존재한다고 가정하자.
  - $\prod_{i=1}^d P(x_i | spam) P(spam) > \prod_{i=1}^d P(x_i | ham) P(ham)$  이면 Spam으로 분류한다.
  - $\prod_{i=1}^d P(x_i | spam) P(spam) < \prod_{i=1}^d P(x_i | ham) P(ham)$  이면 Ham으로 분류한다.

# Naive Bayes Classifier 예제

복권 / 백만 / 수신 취소 3개의 단어를 이용하여 Ham / Spam을 분류하자.

예를들어, *복권이 수신 취소 되었습니다.* 라는 단어는 bag of words vector로 (1, 0, 1)로 표현된다.

총 100개의 메일이 있다고 할 때, 각 단어에 대한 likelihood를 표로 만들면 다음과 같다.

복권이라는 단어는 총 22개의 spam 메일 중 3개의 메일에서 존재했고, 19개의 메일에서는 존재하지 않았다.

수신 취소라는 단어는 총 78개의 일반 메일 중 21개의 메일에서 존재, 57개의 메일에서는 존재하지 않았다.

	복권		백만		수신 취소		
Likelihood	있음	없음	있음	없음	있음	없음	전체
Spam	3/22	19/22	11/22	11/22	13/22	9/22	22
Ham	2/78	76/78	15/78	63/78	21/78	57/78	78
전체	5/100	95/100	26/100	74/100	34/100	66/100	100

# Naive Bayes Classifier 예제

복권이 수신 취소 되었습니다. 라는 문장에 대해서 Spam 여부를 판단하고자 한다.

$$P(\text{Spam} | \text{복권} \cap \sim \text{백만} \cap \text{수신 취소}) =$$

$$\frac{P(\text{복권} \cap \sim \text{백만} \cap \text{수신 취소} | \text{Spam}) \times P(\text{Spam})}{P(\text{복권} \cap \sim \text{백만} \cap \text{수신 취소})} =$$

$$\frac{P(\text{복권} | \text{Spam}) \times P(\sim \text{백만} | \text{Spam}) \times P(\text{수신 취소} | \text{Spam}) \times P(\text{Spam})}{P(\text{복권} \cap \sim \text{백만} \cap \text{수신 취소})} \approx \left(\frac{3}{22}\right) \times \left(\frac{11}{22}\right) \times \left(\frac{13}{22}\right) \times \left(\frac{22}{100}\right) = 0.008864$$

	복권		백만		수신 취소		
Likelihood	있음	없음	있음	없음	있음	없음	전체
Spam	3/22	19/22	11/22	11/22	13/22	9/22	22
Ham	2/78	76/78	15/78	63/78	21/78	57/78	78
전체	5/100	95/100	26/100	74/100	34/100	66/100	100

# Naive Bayes Classifier 예제

복권이 수신 취소 되었습니다. 라는 문장에 대해서 Ham 여부를 판단하고자 한다.

$$P(Ham | \text{복권} \cap \sim \text{백만} \cap \text{수신 취소}) =$$

$$\frac{P(\text{복권} \cap \sim \text{백만} \cap \text{수신 취소} | Ham) \times P(Ham)}{P(\text{복권} \cap \sim \text{백만} \cap \text{수신 취소})} =$$

$$\frac{P(\text{복권} | Ham) \times P(\sim \text{백만} | Ham) \times P(\text{수신 취소} | Ham) \times P(Ham)}{P(\text{복권} \cap \sim \text{백만} \cap \text{수신 취소})} \approx \left(\frac{2}{78}\right) \times \left(\frac{63}{78}\right) \times \left(\frac{21}{78}\right) \times \left(\frac{78}{100}\right) = 0.004349$$

0.008864 보다는 작다.  
따라서 Spam 확률이 더 높다.

	복권		백만		수신 취소		
Likelihood	있음	없음	있음	없음	있음	없음	전체
Spam	3/22	19/22	11/22	11/22	13/22	9/22	22
Ham	2/78	76/78	15/78	63/78	21/78	57/78	78
전체	5/100	95/100	26/100	74/100	34/100	66/100	100

# Weakness of Naïve Bayes

## 약점 1 – Naïve Bayes Assumption(가정)

- Naïve Bayes는, data에서 conditional independency 가정이 지켜지지 않더라도, 좋은 성능을 보인다.
- 사실, 특성들(features)은 아래와 같이 conditional independency를 가지고 있지 않음 :

$$P(x_1, \dots, x_d | Y) \neq \prod_i P(x_i | Y)$$

- 그럼에도 불구하고, Naive Bayes는 가장 많이 사용되어지는 classifier 중 하나임.

# Weakness of Naïve Bayes

## 약점 2 – 불충분한 양의 training data

만약,  $y = b$  일 때,  $x_1 = a$  인 training sample를 본 적이 없다고 가정하자.

예를 들어,  $y = \{b = \text{Spam}\}$ ,  $x_1 = \{a = \text{'Earn'}\}$  이라고 하고, Spam 클래스에서는 Earn 이라는 feature가 존재하지 않다고 하자.

$$\rightarrow P(x_1 = a | y = b) = 0$$

따라서, 나머지  $x_2, \dots, x_d$ 의 값에는 상관없이 항상

$$\rightarrow P(x_1 = a, x_2, \dots, x_d | y = b) = 0$$

$$\because P(x_1 = a, x_2, \dots, x_n | y = b) = P(x_1 = a | y = b) \prod_{i=2}^d P(x_i | y = b)$$

이럴 때는 어떻게 해야 하는가? – **Laplacian Smoothing**

# Laplacian Smoothing

Multinomial random variable  $z$ 라고 하자.  $z$ 는 1부터  $k$ 까지의 값을 가질 수 있다.

$m$ 개의 독립인 sample  $\{z^{(1)}, \dots, z^{(m)}\}$ 이 주어졌고, 우리는 이것을 통해서 multinomial distribution 을 구하고 싶다.

즉,  $p(z = 1), p(z = 2), \dots, p(z = k)$ 를 구하고 싶다.

추정 값(많은 경우 MLE를 사용한다.)은,

$$p(z = j) = \frac{\sum_{i=1}^m I\{z^{(i)} = j\}}{m}$$

이다. 여기서  $I\{\cdot\}$ 는 지시 함수 이다. 관찰 값 내에서의 빈도수를 사용하여 추정한다.

예를 들어  $\{1, 2, 2, 1, 5, 2, 2, 2, 2, 1\}$  이면,

$p(z = 1) = 0.3, p(z = 2) = 0.6, p(z = 5) = 0.1$ 이다.

# Laplacian Smoothing

한 가지 주의 할 것은, 우리가 추정하려는 값은 모집단(population)에서의 모수  $p(z = i)$ 라는 것이다. 추정하기 위하여 sample을 사용하는 것 뿐이다.

예를 들어,  $z^{(i)} \neq 3$  for all  $i = 1, \dots, m$  이라면,  $p(z = 3) = 0$  이 되는 것이다. 10개의 샘플에서 3을 보지 못했다고 해서,  $p(z = 3) = 0$  라고 결론 내리는 것이 옳을까?

이것은, 통계적으로 볼 때, 좋지 않은 생각이다. 단지, 표본 집단에서 보이지 않는다는 이유로 우리가 추정하고자 하는 모집단의 모수 값을 0으로 한다는 것은 통계적으로 좋지 않은 생각이다. (MLE의 약점)



# Laplacian Smoothing

이것을 극복하기 위해서는,

- ① 분자가 0이 되어서는 안 된다.
- ② 추정 값의 합이 1이 되어야 한다.  $\sum_z p(z = j) = 1$  ( $\because$  확률의 합은 1이 되어야 함)

따라서,

$$p(z = j) = \frac{\sum_{i=1}^m I\{z^{(i)} = j\} + 1}{m + k}$$

이라고 하자.

# Laplacian Smoothing

①의 성립 : sample 내에  $j$ 의 값이 없어도, 해당 추정 값은 0이 되지 않는다.

②의 성립 :  $z^{(i)} = j$ 인 data의 수를  $n_j$ 라고 하자.  $p(z = 1) = \frac{n_1+1}{m+k}, \dots, p(z = k) = \frac{n_k+1}{m+k}$

이다. 각 추정 값을 다 더하게 되면 1이 나온다.

이것이 바로 **Laplacian smoothing**이다.

$z$ 가 될 수 있는 값이 1부터  $k$ 까지 균등하게 나올 수 있다는 가정이 추가되었다고  
직관적으로 알 수 있다.

# Laplacian smooting in Naïve Bayes Classifier

Training data :  $\{(\mathbb{x}_i, y_i)\}_{i=1}^n$  ,  $\mathbb{x}_i = (x_1^{(i)}, x_2^{(i)}, \dots, x_d^{(i)})$

$$P(x = a|y = b) = \frac{(\text{the number of } j : a \in \mathbb{x}_j \text{ and } y_j = b) + 1}{(\text{the number of } j : y_j = b) + K}$$

$K$  :  $x_i$ 의 값이 될 수 있는 words의 수

$$P(y = b) = \frac{(\text{the number of } j : y_j = b) + 1}{(\text{the total number of training data}) + C}$$

$C$  :  $Y$ 의 값이 될 수 있는 class의 수

# Laplacian example

복권이 발신 취소 되었습니다. 라는 문장에 대해서 Spam 여부를 판단하고자 한다. 발신 취소는 데이터 셋에 아예 없는 단어이거나 spam dataset에 없던 단어이다.

$$P(\text{Spam} | \text{복권} \cap \sim \text{백만} \cap \text{발신 취소}) =$$

$$\frac{P(\text{복권} \cap \sim \text{백만} \cap \text{발신 취소} | \text{Spam}) \times P(\text{Spam})}{P(\text{복권} \cap \sim \text{백만} \cap \text{수신 취소})} =$$

$$\frac{P(\text{복권} | \text{Spam}) \times P(\sim \text{백만} | \text{Spam}) \times P(\text{발신 취소} | \text{Spam}) \times P(\text{Spam})}{P(\text{복권} \cap \sim \text{백만} \cap \text{발신 취소})} \approx \left(\frac{3}{22}\right) \times \left(\frac{11}{22}\right) \times \left(\frac{0}{22}\right) \times \left(\frac{22}{100}\right)$$



$$\left(\frac{4}{25}\right) \times \left(\frac{12}{25}\right) \times \left(\frac{1}{25}\right) \times \left(\frac{23}{102}\right)$$