

はじめてのパターン認識 第3章・ベイズの識別規則

10T4065Y
山木翔馬

最大事後確率基準

ベイズの定理

クラス条件付き確率
(尤度)

$$P(C_i|x) = \frac{p(x|C_i)}{p(x)} \times P(C_i)$$

事後確率

周辺確率

事前確率

これが最大となるクラスに分類する

観測データ x が与えられた下で、それが
クラス C_i に属する条件付き確率

事後確率

$$P(C_i|x) = \frac{p(x|C_i)}{p(x)} \times P(C_i)$$

事前確率

クラス C_i の生起確率で、
観測する前から分かっている確率

クラスが与えられた下での観測
データ x の確率分布

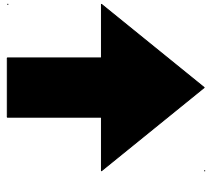
クラス条件付き確率
(尤度)

$$P(C_i|x) = \frac{p(x|C_i)}{p(x)} \times P(C_i)$$

周辺確率

観測データ x の生起確率で、

$$p(x) = \sum_{i=1}^K p(C_i, x)$$

で得られる  周辺化

ベイズの識別規則

クラス C_i と C_j の識別境界

$$P(C_i|x) = \frac{p(x|C_i)P(C_i)}{p(x)} = \frac{p(x|C_j)P(C_j)}{p(x)} = P(C_j|x)$$

共通しているので...

$$\text{識別クラス} = \arg \max_i p(x|C_i)P(C_i)$$

ベイズの識別規則の例

	サンプル数	喫煙する人 ($S = 1$)	飲酒をする人 ($T = 1$)
健康な人 ($G = 1$)	800人	320人	640人
健康でない人 ($G = 0$)	200人	160人	40人

特徴 (s, t) のすべての組み合わせについて

$$P(G|S, T) = \frac{P(S, T|G)P(G)}{P(S, T)} \quad \text{を求める}$$

各クラスの事前確率

$$P(G=1) = \frac{800}{1000} = \frac{4}{5}, P(G=0) = \frac{200}{1000} = \frac{1}{5}$$

クラス条件付き確率

(SとTの間に条件付き独立が成立すると仮定)

$$P(S, T|G) = P(S|G)P(T|G)$$

(例) 喫煙する人の
クラス条件付き確率

$$P(S=1|G=1) = \frac{320}{800} = \frac{2}{5}$$

周辺確率

$$P(S, T) = P(S, T, G=1) + P(S, T, G=0)$$

クラス条件付き確率、同時確率、 周辺確率の計算結果

	(S, T)			
	(1, 1)	(0, 1)	(1, 0)	(0, 0)
P(S, T G = 1)	8 / 25	12 / 25	2 / 25	3 / 25
P(S, T G = 0)	4 / 25	1 / 25	16 / 25	4 / 25
P(S, T, G = 1)	32 / 125	48 / 125	8 / 125	12 / 125
P(S, T, G = 0)	4 / 125	1 / 125	16 / 125	4 / 125
P(S, T)	36 / 125	49 / 125	24 / 125	16 / 125

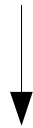
$$\begin{aligned} \ast P(S=1, T=1, G=1) &= P(S=1, T=1|G=1) \cdot P(G=1) \\ &= \frac{8}{25} \cdot \frac{4}{5} = \frac{32}{125} \end{aligned}$$

事後確率の計算結果と 健康か否かの判断

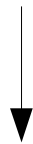
	(S, T)			
	(1, 1)	(0, 1)	(1, 0)	(0, 0)
$P(G = 1 \mid S, T)$	8 / 9	48 / 49	1 / 3	3 / 4
$P(G = 0 \mid S, T)$	1 / 9	1 / 49	2 / 3	1 / 4
判断	G = 1	G = 1	G = 0	G = 1

尤度比によるクラス識別

$$P(C_i|x) = \frac{p(x|C_i)P(C_i)}{p(x)} = \frac{p(x|C_j)P(C_j)}{p(x)} = P(C_j|x)$$



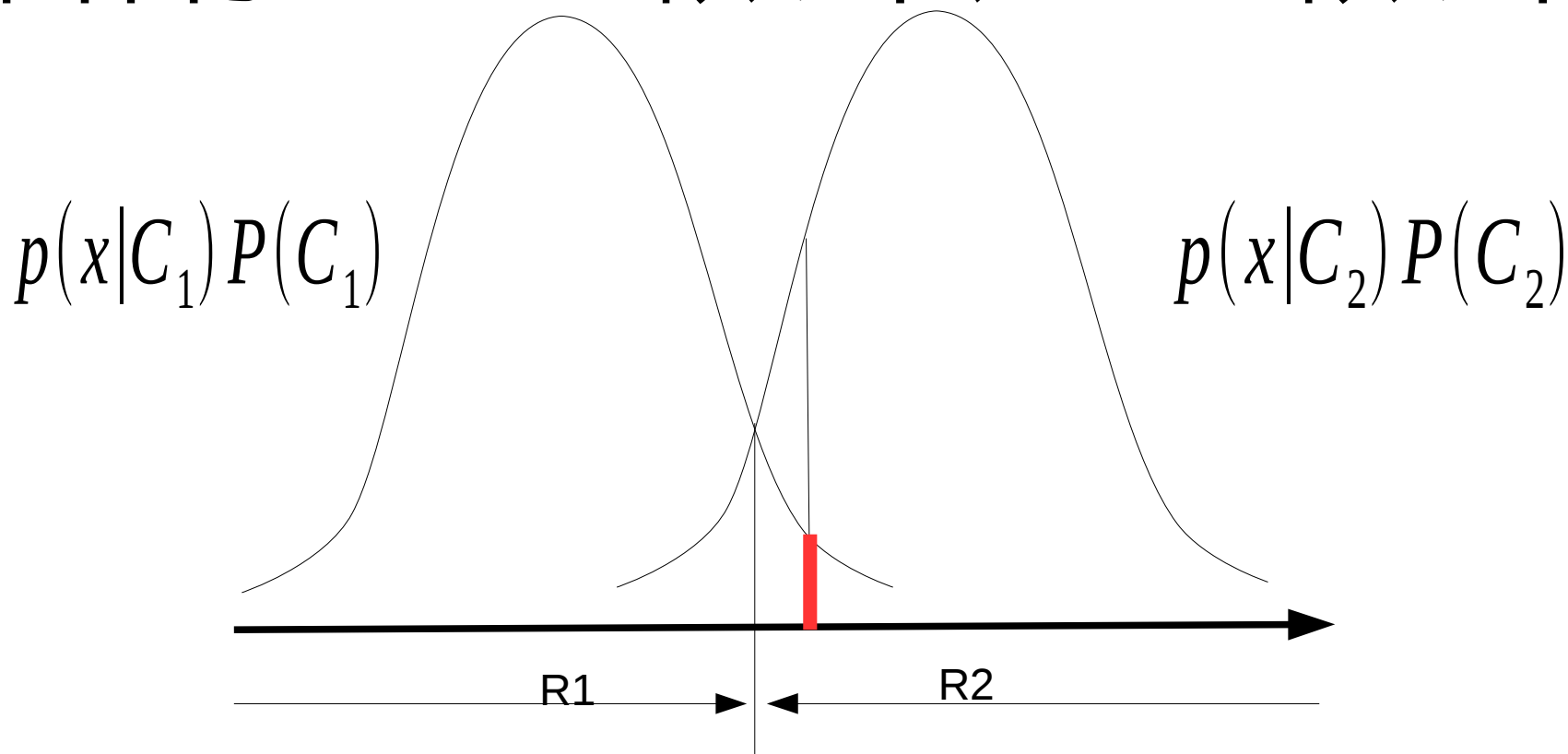
$$p(x|C_i)P(C_i) \left\{ \begin{array}{l} > \\ < \end{array} \right\} p(x|C_j)P(C_j) \left\{ \begin{array}{l} = > C_i \\ = > C_j \end{array} \right\}$$



尤度比

$$\frac{p(x|C_i)}{p(x|C_j)} \left\{ \begin{array}{l} > \\ < \end{array} \right\} \frac{P(C_i)}{P(C_j)} = h_{ij} \left\{ \begin{array}{l} = > C_i \\ = > C_j \end{array} \right\}$$

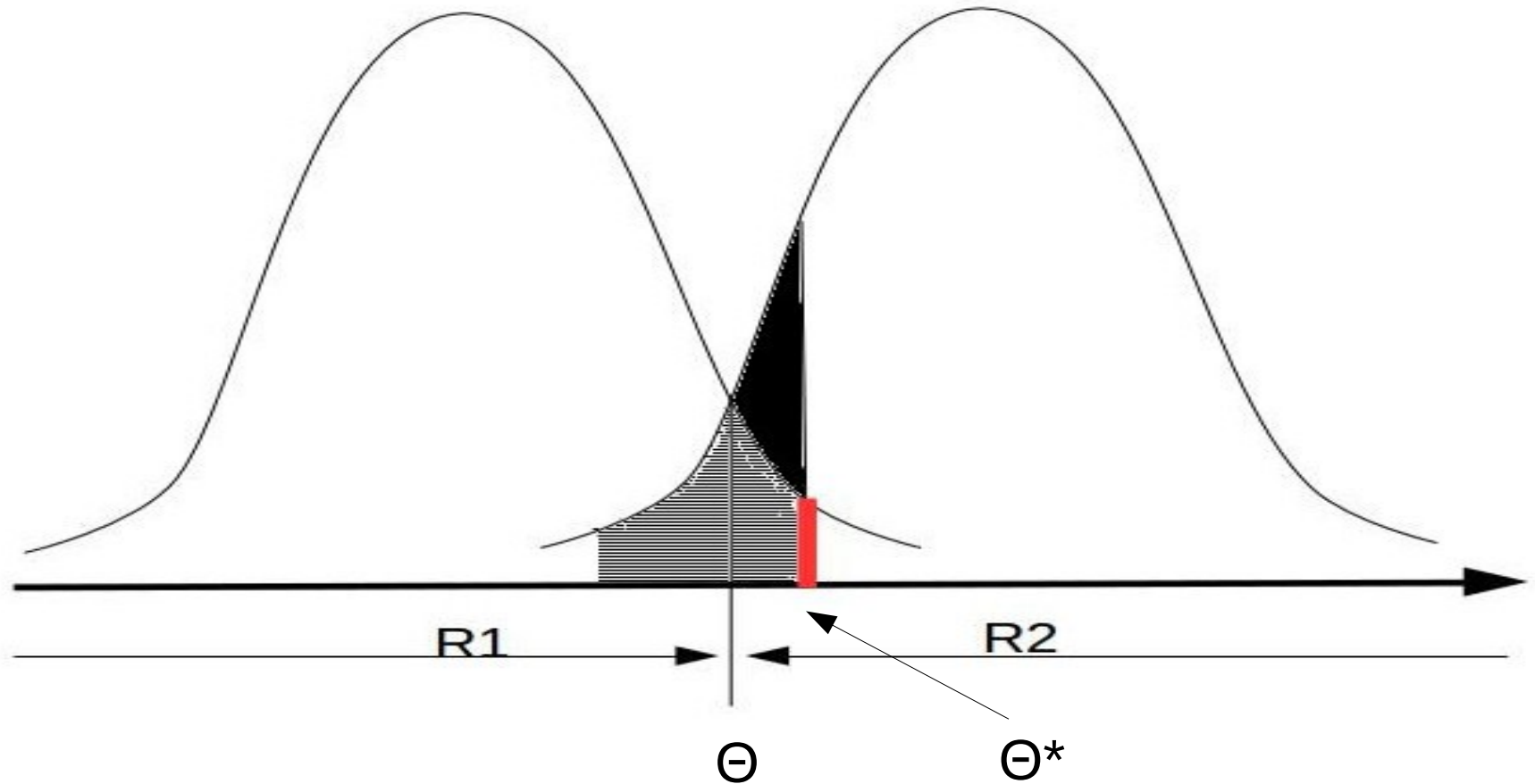
条件付きベイズ誤り率、ベイズ誤り率



条件付きベイズ誤り率 $\varepsilon(x) = \min[P(C_1|x), P(C_2|x)]$

ベイズ誤り率
$$\varepsilon^* = E\{\varepsilon(x)\} = \int_{R_1+R_2} \varepsilon(x) p(x) dx$$
$$= \int_{R_2} p(x|C_1)P(C_1) dx + \int_{R_1} p(x|C_2)P(C_2) dx$$

ベイズの識別規則は誤り率最小



識別境界が θ^* にずれると、誤り率が増加
→ベイズの識別規則は誤り率が最小になる

最小損失基準に基づくベイズの識別規則

健康な人が病気と判断される時の危険性 < 病気の人が健康と判断される時の危険性

危険性を加味した識別規則

L_{ij} 真のクラスが C_j のとき、 C_i と判断することによって被る損失

L_{ij} を要素とする $K \times K$ の行列を損失行列

観測データ x をクラス C_i と判断した時に被る損失は

$$r(C_i|x) = \sum_{k=1}^K L_{ik} P(C_k|x)$$

つまり、識別規則は
損失の最も小さなクラスに識別すること

$$\text{識別クラス} = \underset{i}{\operatorname{arg\,min}} r(C_i|x)$$

損失の期待値

入力 x が与えられたときに被る損失は

$$r(x) = \min[r(C_1|x), r(C_2|x)]$$

クラス1、クラス2に識別される領域全体に渡る損失の期待値は

$$\begin{aligned} r = E\{r(x)\} &= \int_{R_1+R_2} \min[r(C_1|x), r(C_2|x)] p(x) dx \\ &= \int_{R_1} (L_{11} p(x|C_1) P(C_1) + L_{12} p(x|C_2) P(C_2)) dx \\ &+ \int_{R_2} (L_{21} p(x|C_1) P(C_1) + L_{22} p(x|C_2) P(C_2)) dx \end{aligned}$$

識別規則

一般に $L_{ii} \leq L_{ij} (i \neq j)$

$$(L_{21} - L_{11}) p(x|C_1) P(C_1) \begin{cases} > \\ < \end{cases} (L_{12} - L_{22}) p(x|C_2) P(C_2) \begin{cases} => C_1 \\ => C_2 \end{cases}$$

尤度比を用いた場合

$$\frac{p(x|C_1)}{p(x|C_2)} \begin{cases} > \\ < \end{cases} \frac{(L_{12} - L_{22}) P(C_2)}{(L_{21} - L_{11}) P(C_1)} \begin{cases} => C_1 \\ => C_2 \end{cases}$$

リジェクト

- ・誤り率が大きな領域では判断を避けること

$$\frac{p(x|C_1)}{p(x|C_2)} \leq \frac{1-t}{t} \frac{P(C_2)}{P(C_1)}$$

- ・上を満たす領域がクラス1個のリジェクト領域
- ・しきい値 t を下げればリジェクト率は増加し、誤って認識する確率も減少する

ROC曲線

- 受信者動作特性曲線
- 事前確率や尤度、識別境界のような情報を必要としない性能評価法