

パターン認識と機械学習

1.5.2 期待損失の最小化

1.5.3 棄却オプション

松本良太

期待損失の最小化

- ・誤識別判定の応用例
- ・損失関数

誤識別判定の応用例

がんの医療診断

健康な患者をがんと判断 → 患者の心に影響・再検査の手間

がん患者を健康と判断 → 気づいた時には手遅れの可能性

・・・確率の尺度の上では同じく 誤り だが、もたらす損失の種類が違ってくる

損失関数

- そのときできる何らかの決定をしたときに生じる損失を表す。
→ この関数を最小化することで損失を最小にすることができる。

※代わりに効用関数を考えることもあり、こちらの目標は最大化となる。

損失関数

入力 x に対して、真のクラスが C_k
そのとき x をクラス C_j に当てはめたとする
その際こうむる損失を L_{kj}
そのとき、それを k,j 成分とする損失行列を考える
ことができる。

例)がん診断		がん	正常
行が真のクラス	がん	0	1000
列が当てはめたクラスに対応する。	正常	1	0

損失関数

損失関数を最小にしたいが、損失関数は未知である
真のクラスに依存する。

→なので、代わりに損失の平均を最小化する。
損失の平均は以下の式で表される。

$$E[L] = \sum_k \sum_j \int_{R_j} L_{kj} p(x, C_k) dx$$

結果として、以下の量が最小になるようなクラスjに割り
当てるのが、期待損失を最小化する決定規則となる

$$\sum_k L_{kj} p(C_k | x)$$

棄却オプション

- ・ 棄却オプションとは？
- ・ 実現方法

棄却オプションとは？

分類の誤差が起きるのは、 $p(x, C_k)$
の値が拮抗しているとき

誤差がおきやすいことがわかっている場合、状況によつては、決定を避けることが適当な場合もある。



難しい分類を避け、確実な分類だけ行うことで、決定を行ったものに対しては小さい誤差が見込める。

実現方法

閾値 θ を導入し、事後確率 $p(C_k | x)$ の最大値が θ 以下となるような入力 x は棄却することによって実現可能。

$\theta = 1 \rightarrow$ すべて棄却

Kクラスあるときに

$\theta < 1/K \rightarrow$ 棄却しない