

1.5.4 推論と決定

茨城大学工学部情報工学科

05T4072R

相原 功昌

クラス分類問題

- 2つの段階

前半：**推論段階**

→ 訓練データからモデル $p(C_k|\mathbf{x})$ を学習する

後半：**決定段階**

→ 事後確率を使って最適なクラスへ割り当てる

識別関数

- 推論段階と決定段階を同時に解く
→ 入力 x から直接、決定関数を学習する

↑
識別関数

決定問題を解く

- 3つの異なるアプローチ
→ 実際の応用では全て使用

アプローチ(a)

- (1) クラスの条件付密度 $p(\mathbf{x}|C_k)$ をクラス C_k ごとに決める推論問題を解く
- (2) 事前クラス確率 $p(C_k)$ をそれぞれ求める
- (3) クラス事後確率 $p(C_k|\mathbf{x})$ を求める
- (4) 事後確率と決定理論から、新たな入力 \mathbf{x} のクラス属性を決める

生成モデル

- 出力の分布だけでなく、入力の分布もモデル化するアプローチのこと
→モデルからのサンプリングによって入力空間で人工データ点を生成できるため

アプローチ(b)

- (1) クラス事後確率 $p(C_k|\mathbf{x})$ を決める推論問題を解く
- (2) 事後確率と決定理論から、新たな入力 \mathbf{x} のクラス属性を決める

識別モデル

- 事後確率を直接モデル化するアプローチのこと
- 判別モデルとも言う

アプローチ(c)

(1) 識別関数 $f(\mathbf{x})$ を見つける

→ 確率は使わない

例 2クラスの場合

- ・ $f(\mathbf{x})$ は2値をとる
- ・ $f=0 \Rightarrow C1$ 、 $f=1 \Rightarrow C2$

アプローチ(a)の得失

- 最も手間がかかる
→ \mathbf{x} と C_k の両方の同時分布を求めるから
- クラスの条件付き密度を求めるのに多くの訓練集合が必要
→ 多くの応用では、 \mathbf{x} は高次元
- クラス事前分布 $p(C_k)$ は多くの場合、各クラスの訓練集合の比率で推定できる

アプローチ(a)の得失 (2)

- データの周辺分布 $p(\mathbf{x})$ を決めることができる
 - このモデル下で低い確率を取る新しいデータ点を見つけるのに役立つ
- 外れ値検出・新規性検出

アプローチ(b)の得失

- クラス分類を決定するだけが目的なら有効
- アプローチ(a)より計算資源を節約
- 事後確率 $p(C_k|\mathbf{x})$ を直接得られる

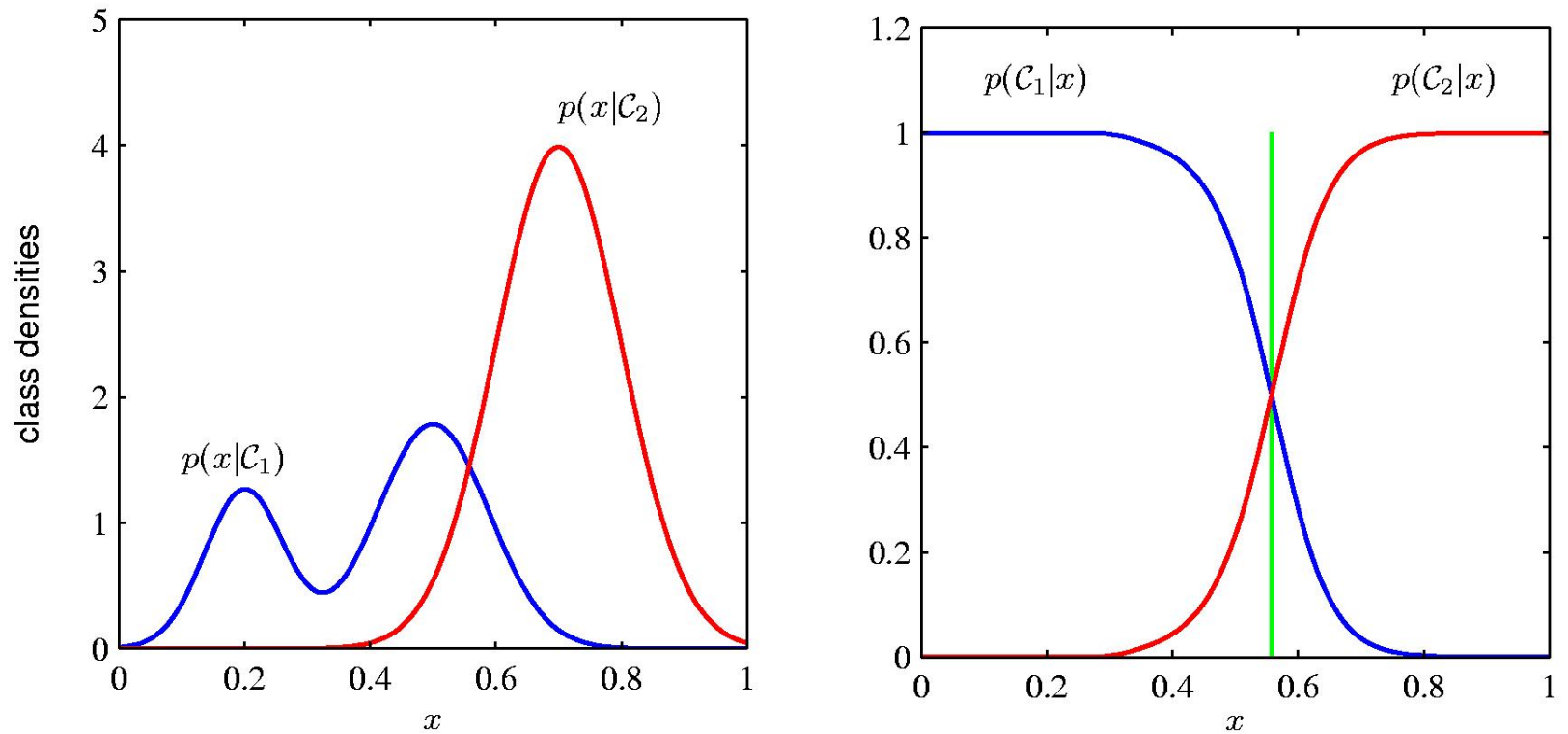


図1.27 2クラスで1入力変数 x の場合の条件付き密度(左)と対応する事後確率(右)

アプローチ(c)の得失

- 推論と決定の段階は単一の学習問題に統合
- 誤識別率最小の決定境界を見つけることになる
- 事後確率 $p(C_k|\mathbf{x})$ に接近できなくなる

事後確率を計算したくなる理由

- リスク最小化
- 棄却オプション
- クラス事前確率の補正
- モデルの結合

リスク最小化

- 損失行列の要素が時間と共に変化するような場合

事後確率がわかっている

→式(1.81)を変更すればいい

$$\sum_k L_{kj} p(C_k | \mathbf{x}) \quad \dots(1.81)$$

事後確率がわからない

→訓練データに戻ってクラス分類問題を解きなおす

棄却オプション

- 事後確率を用いて棄却規準を定める
→与えられた棄却データ点に対する誤識別率、あるいは期待損失を最小にすることができる

クラス事前確率の補正

- 各クラスに対して同じくらいの数になるよう
バランスされたデータ集合
→精緻なモデルを作成できる
- あるクラスに対するデータが少ない時
→事後確率を使用することで、少ないデータに重みをつける

モデルの結合(1)

- 複雑な問題を、多くの小さな部分問題に分割する
 - 別々のモジュールとして解く
- それぞれのモデルがそれぞれクラスの事後確率を持つ
 - 出力を確率の規則に則って、系統的に統合
(式1.84)

$$p(x_I, x_B | C_k) = p(x_I | C_k) p(x_B | C_k) \quad \dots (1.84)$$

モデルの結合(2)

$$\begin{aligned} p(C_k | \mathbf{x}_I, \mathbf{x}_B) &\propto p(\mathbf{x}_I, \mathbf{x}_B | C_k) p(C_k) \\ &\propto p(x_I | C_k) p(x_B | C_k) p(C_k) \\ &\propto \frac{p(C_k | \mathbf{x}_I) p(C_k | \mathbf{x}_B)}{p(C_k)} \quad \dots (1.85) \end{aligned}$$

- 式1.85を用いて、複雑な問題を解くことができる