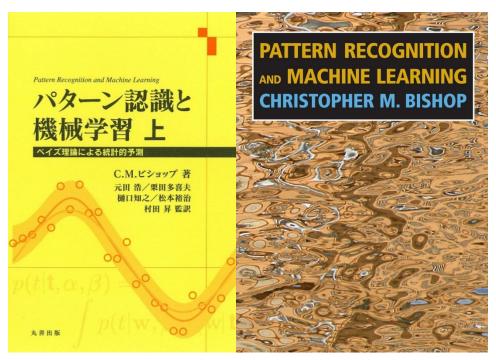
PRMLゼミ

1.4節: 次元の呪い

anmitsu48

本資料について

- 本資料は、『パターン認識と機械学習 上 ベイズ理論による統計的予測 』(丸善出版)を用いてゼミを行った際に、私が使用した発表資料を再編集したものである。
- 再編集の際は、私が持っている他の資料も利用した。参考にした資料は最後にまとめて紹介する。

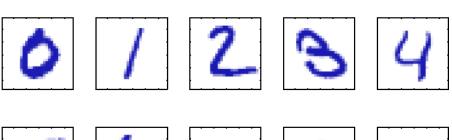


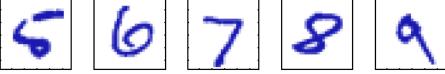
高次元データ

- ・1.1節や1.3節の多項式近似の議論では、入力が1次元の 場合を考えた。
- しかし、実際の機械学習の問題は多次元のデータを 取り扱う。1.4節では、高次元になると生じる問題を考える。

(例) MNISTデータセット(手書き文字のデータセット)

- ▶各画像は 28×28=784ピクセルからなる。 ⇒ 各画像は784次元の実数値ベクトルで表せる。
- ▶ 784次元ベクトルから、O~9のどの数字かを推定する。





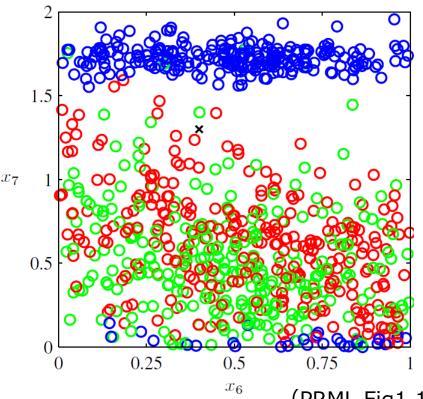






例: 3 值分類問題 [Bishop and James (1993)]

- オイル流れに関する12次元の入力データを考えるから、 3値分類が可能な学習器を作成することを考える。
 - 下図の×印が赤、青、緑のどのグループに属するかを判定できる 学習器を作成したい。

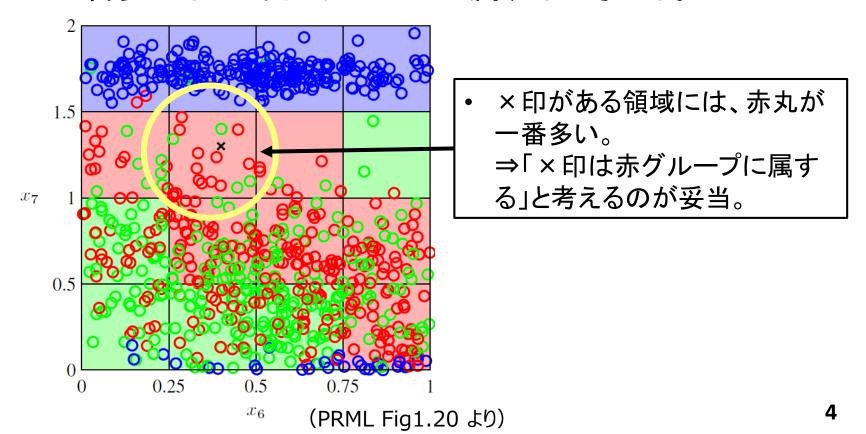


- 左図から、×印は赤あるいは 緑のグループに属すると判定 するのが妥当である。
- その根拠としては、 「赤と緑が×印の近くにある」 ことが挙げられる。

(PRML Fig1.19 より)

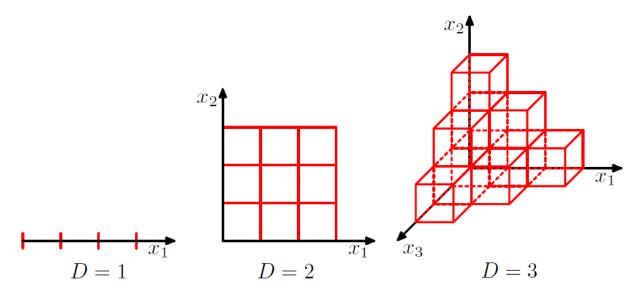
メッシュ状に空間を分割する

- 「未知のデータ点に近い既知データと同じグループに属する」と考えることは自然。
- ・例えば、空間を分割化して、未知のデータを含む領域中で 一番多いものと同じグループに属すると考える。



空間分割の限界

- ・空間を分割して、各セル内のデータの中で一番多いものと同じグループに属するという考え方は、各セルに1つ以上のデータが存在することが要求される。
- 次元の増加に対応して、セルの数は指数関数的に増加。
 - ⇒ 必要なデータ数も指数関数的に増加。
 - ⇒「空間分割」の方法は高次元データには向かない。



(PRML Fig1.21 より)

多項式近似を再度考える

・D個のデータによる多項式近似について、 3次式でデータ間の相互作用も考慮する。

$$y(x, w) = w_0 + \sum_{i=1}^{D} w_i x_i + \sum_{i=1}^{D} \sum_{j=1}^{D} w_{ij} x_i x_j + \sum_{i=1}^{D} \sum_{j=1}^{D} \sum_{k=1}^{D} w_{ijk} x_i x_j x_k$$

- 上記の式のパラメータの数: $O(D^3)$
 - \Rightarrow M次多項式のパラメータの数は $O(D^M)$ 。
- より正確にデータ間の相互作用を把握するには、 高次の多項式を使用する必要があるが、 パラメータ数が $O(D^M)$ で増加する。
 - ▶Dについてべき乗関数で、Mについて指数関数。
 - ▶D、Mどちらかが大きくなると、実用的なレベルをすぐに逸脱する。

高次元超球の体積

• 半径 R の n 次元超球の体積の公式

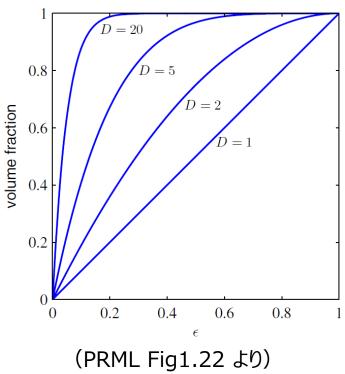
$$V_n(R) = \frac{\pi^{n/2}}{\Gamma\left(\frac{n}{2} + 1\right)} R^n$$

• 同一中心の半径1と半径 $1-\varepsilon$ のD次元超球の体積の差と、 半径1の超球の体積の比。

$$\frac{V_D(1) - V_D(1 - \varepsilon)}{V_D(1)} = 1 - (1 - \varepsilon)^D$$



- 次元 D が大きいとき、ε が小さくても、 上の比は1に近くなる。
- 高次元空間では、球の体積のほとんどが、球の表面付近に集中していることを意味する。



高次元超球の体積

・同一中心の半径1と半径 $1-\varepsilon$ のD次元超球の体積の差と、 半径1の超球の体積の比。

$$\frac{V_D(1) - V_D(1 - \varepsilon)}{V_D(1)} = 1 - (1 - \varepsilon)^D$$

上の式は、「高次元空間では、球の体積のほとんどが、 球の表面付近に集中している」ことを表す。

