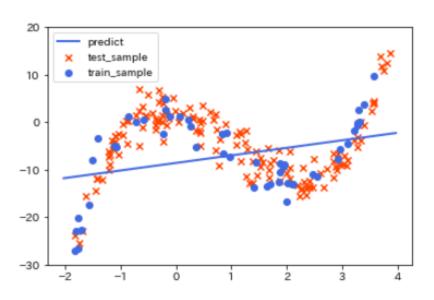
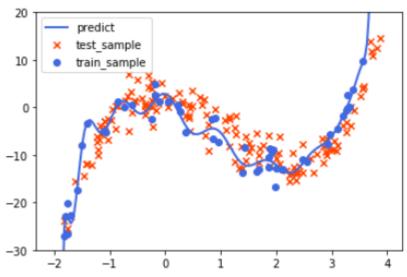


未学習と過学習

- □ 線形回帰
 - モデルの表現能力が低いため、 データの複雑さを表現できない
 - 未学習、学習不足

- □ (20次)多項式回帰モデルの複雑さに対して、データが不足しているため、訓練データを学習しすぎている
 - 過学習







正則化

最小化する目的関数に正則化項を加えて、 パラメータの値に制約を設けることで過学習を抑制する

$$J(\mathbf{W}) = \frac{1}{2} \sum_{i} \left(y_{\text{true}}^{(i)} - y_{\text{pred}}^{(i)} \right)^{2} +$$
正則化項

- □ L2正則化
 - Wの値が大きくなりすぎないようにする

$$J(\mathbf{W}) = \frac{1}{2} \sum_{i} \left(y_{\text{true}}^{(i)} - y_{\text{pred}}^{(i)} \right)^{2} + \frac{\lambda}{2} \|\mathbf{W}\|_{2}^{2}$$

- □ L1正則化
 - Wの値が大きくなりすぎないように、 かつ値を持つ要素を少なくする。

$$J(W) = \frac{1}{2} \sum_{i} \left(y_{\text{true}}^{(i)} - y_{\text{pred}}^{(i)} \right)^{2} + \lambda ||W||_{1}$$

※λ:正則化定数(制約の強さ)



正則化のイメージ

L1正則化

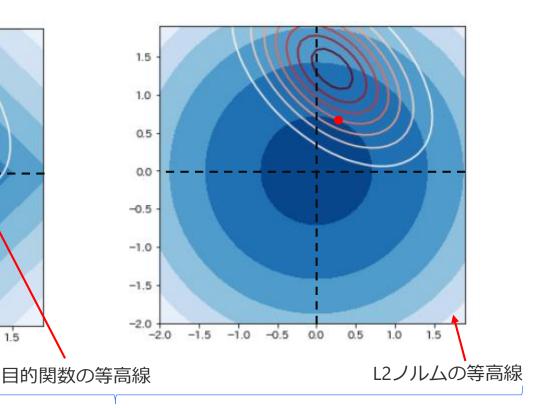
L1ノルムの等高線

正則化を強めると、軸上で接する可能性が高くなる

1.5 - 1.0 - 0.5 - 0.0 - 0.5 - 0.0 0.5 1.0 1.5

L2正則化

正則化を強めると値は小さくなるが、 軸上で接する可能性は低い





次元削減

特徴量(説明変数)の次元を減らすことで、 以下のようなメリットがある。

- □ 過学習を抑制できる
- □ 計算時間を軽減できる
- □ (3次元以下であれば)可視化できる

【主な方法】

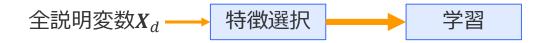
- □ 特徴選択
 - 特徴量全体から、一部の特徴量のみを選ぶ。
- □ 特徴抽出
 - 特徴量全体から、低次元の特徴部分空間を生成する。



特徵選択

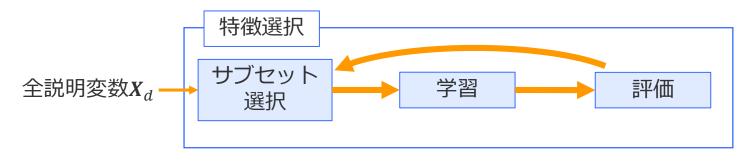
□ フィルター法

説明変数と目的変数の関係性(相関など)に基づいて 特徴選択を行う方法



□ ラッパー法

説明変数のサブセットを実際に学習し、 評価関数がより良くなるサブセットを選択する方法

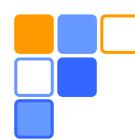




ラッパー法の例(SBS)

逐次後退選択(Sequential Backward Selection : SBS)

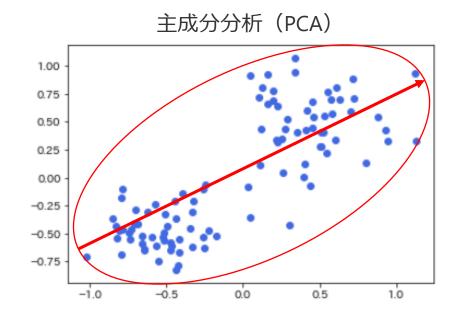
- 1. $k \leftarrow d$ とする。(dは特徴量全体 X_d の次元数)
- 2. l = 1, ..., kについて、以下を実行する。
 - ① X_k からl番目の特徴量を除いたものを X_i とする。
 - ② X_l^- に関して学習・分類(回帰)を行い、評価関数Jを計算する。
- 3. 評価関数Jが最大(最小)となるlに関して、 $X_{k-1} \leftarrow X_l^-$ とする。
- <u>4. k</u>が目的とする次元数になるまで、2・3を繰り返す。

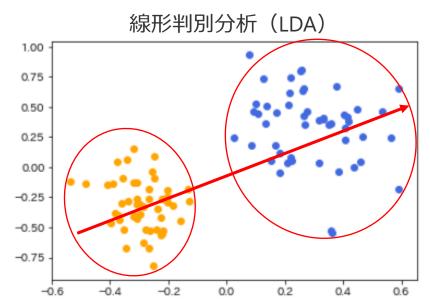


特徵抽出

多次元の特徴量を要約するような低次元の特徴を新たに作成する

(例) <u>直近20回のゴルフのスコア</u> ⇒ <u>平均スコア、分散</u> 20次元 2次元







データセットの分割(ホールドアウト法)

元のデータセット

- □ パラメータの学習: ○
- □ 学習したパラメータの評価、ハイパーパラメータの調整: ×
 元のデータセットに依存⇒過学習の可能性有

訓練データセット

テストデータセット

- □ パラメータの学習: ○
- □ 学習したパラメータの評価、ハイパーパラメータの調整:○
- □ <u>調整したハイパーパラメータ</u>の評価: × テストデータセットに依存

訓練データセット

検証データセット

テストデータセット

- 🗖 パラメータの学習 : 🔾
- □ 学習したパラメータの評価、ハイパーパラメータの調整:○
- □ 調整したハイパーパラメータの評価:○



k分割交差検証

