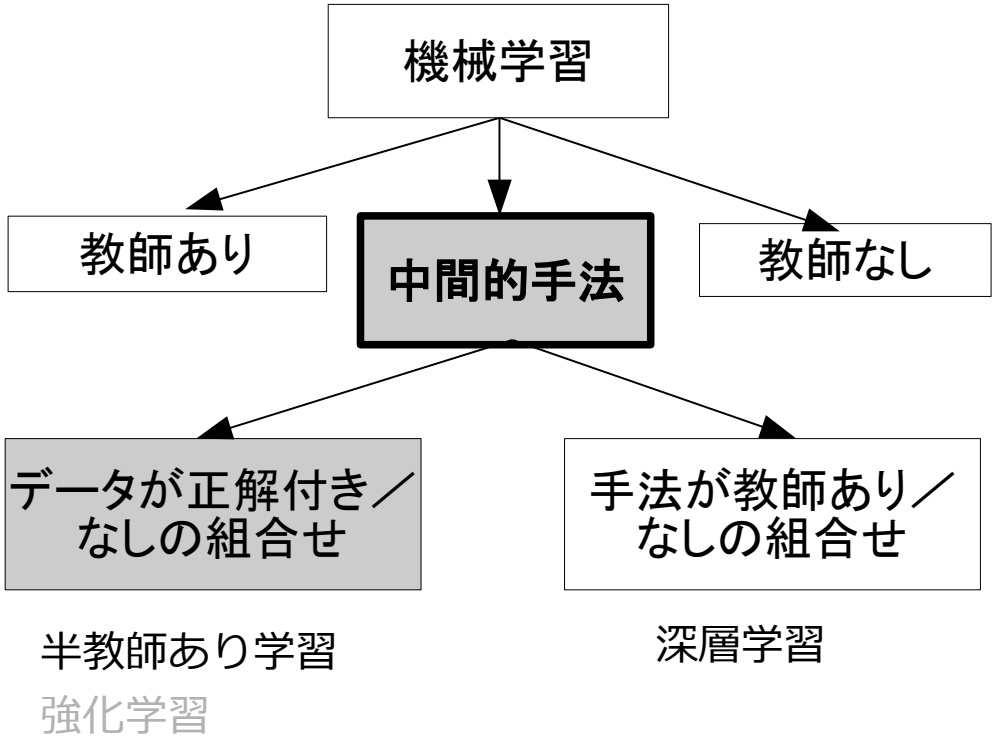
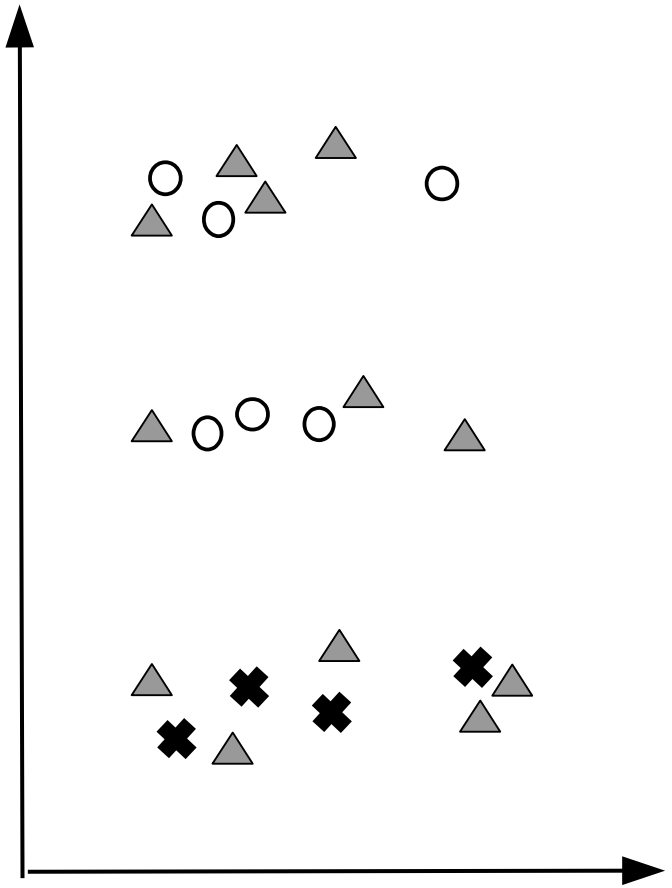
13 章 半教師あり学習


機械学習
教師あり
中間的手法
教師なし
データが正解付き／
なしの組合せ
手法が教師あり／
なしの組合せ
半教師あり学習
深層学習
強化学習

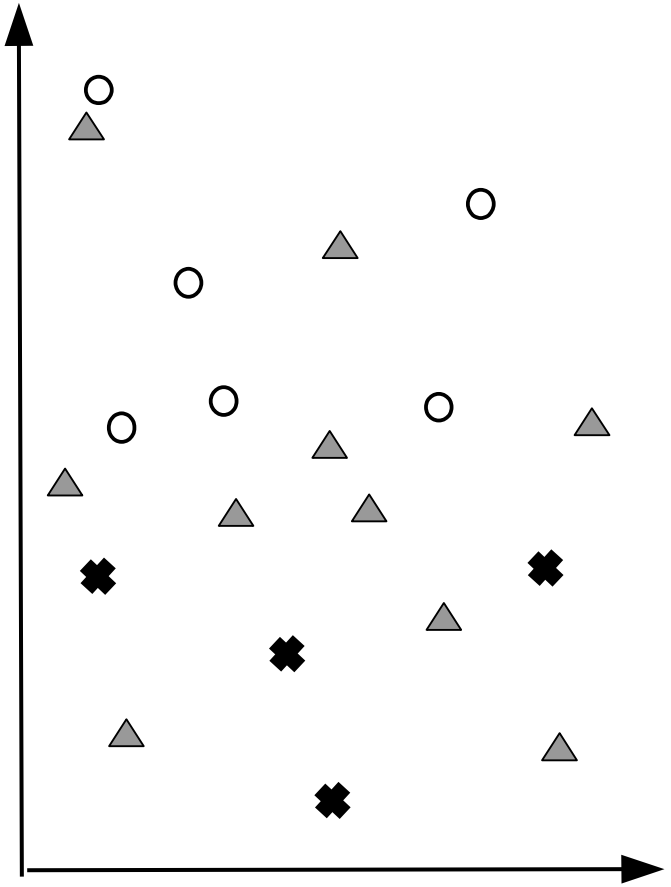
13.1 半教師あり学習とは

13.1.1 数値特徴の場合

- 半教師あり学習に適した数値特徴データの性質



半教師あり学習に適するデータ



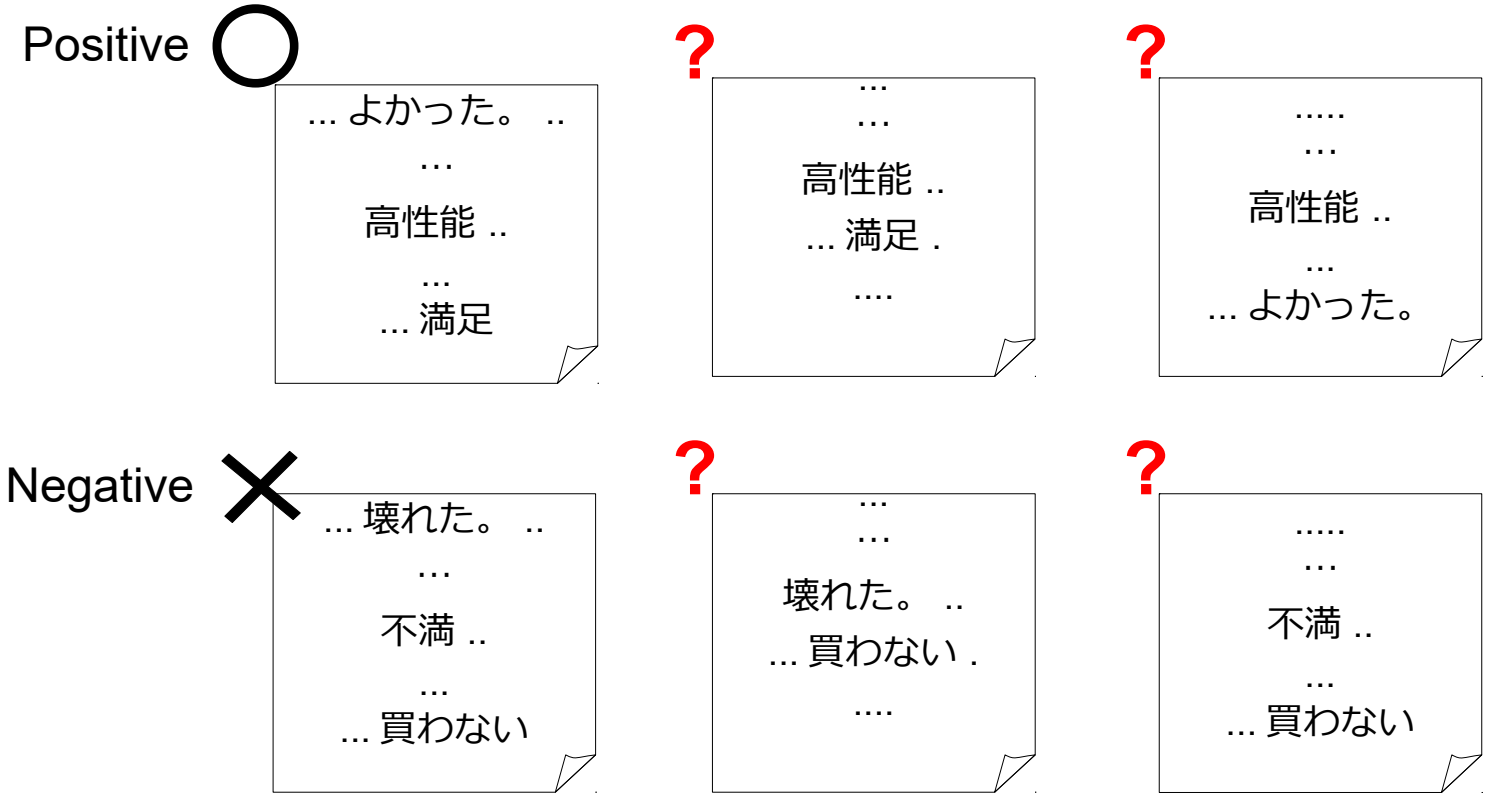
半教師あり学習に適さないデータ

13.1.1　数値特徴の場合

- 半教師あり学習が可能なデータ
  - 半教師あり平滑性仮定
    - 二つの入力が高密度領域で近ければ、出力も関連している
  - クラスタ仮定
    - もし入力が同じクラスタに属するなら、それらは同じクラスになりやすい
  - 低密度分離
    - 識別境界は低密度領域にある
  - 多様体仮定
    - 高次元のデータは、低次元の多様体上に写像できる
      - 多様体：局所的に線形空間と見なせる空間

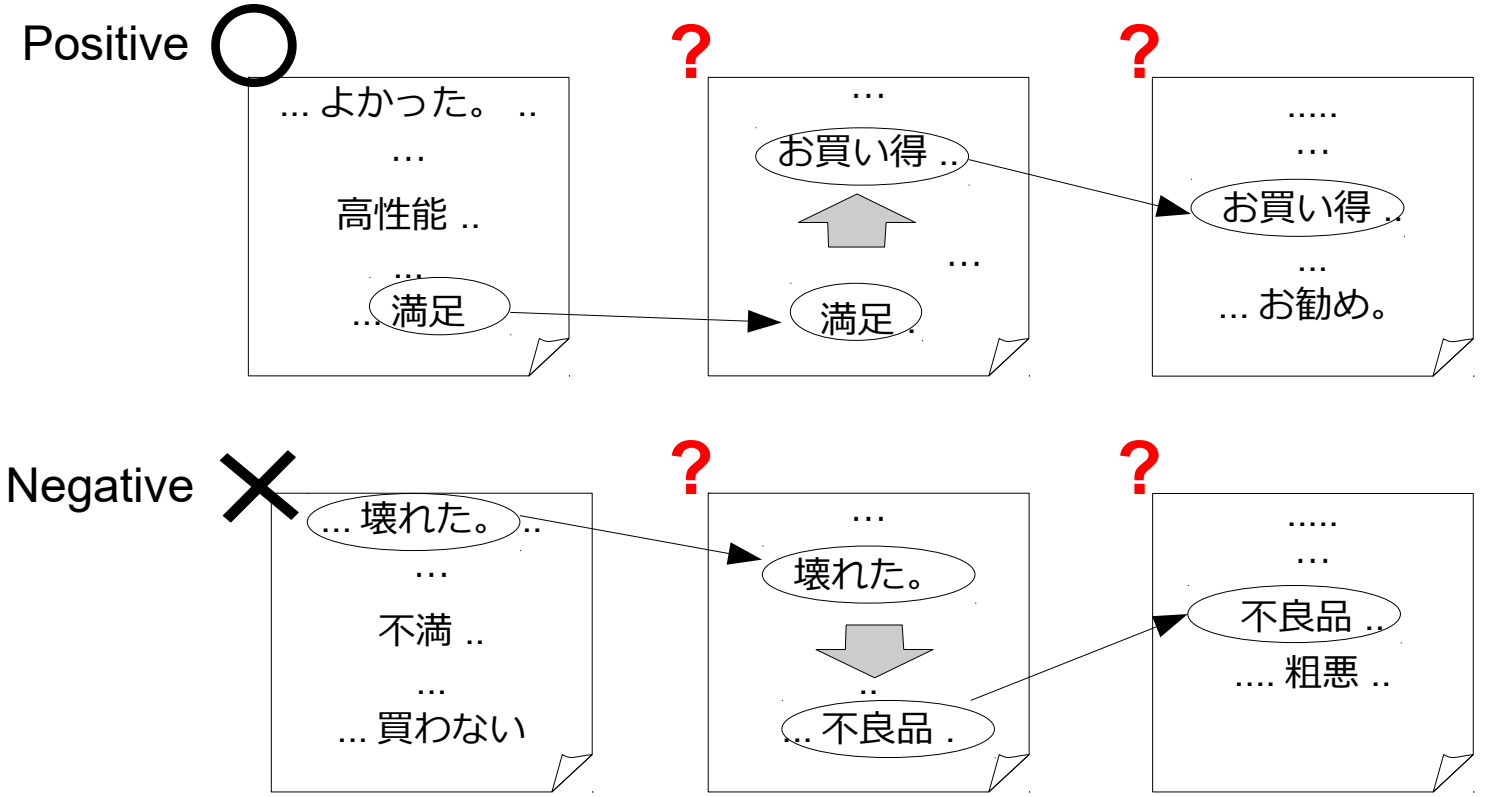
13.1.2 カテゴリカル特徴の場合

- オーバーラップ
  - 文書からの評判分析の例



13.1.2 カテゴリカル特徴の場合

- 特徴の伝播



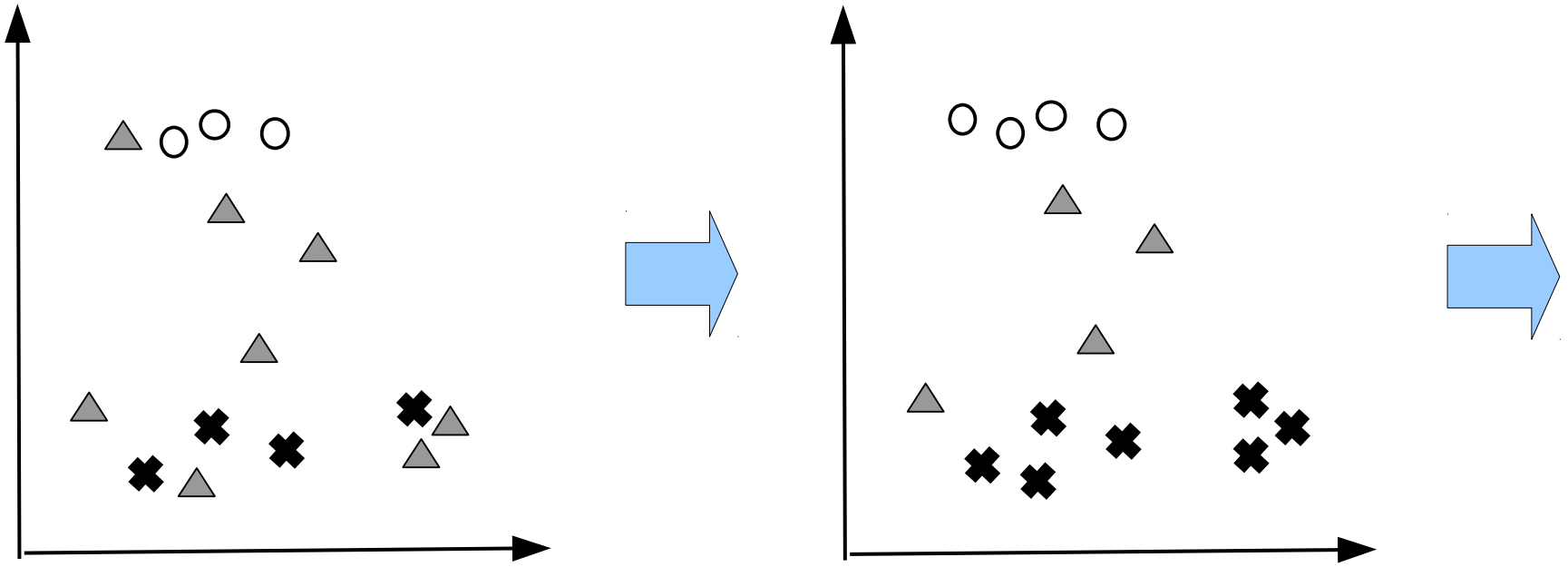
13.1.3 半教師あり学習のアルゴリズム

- 半教師あり学習の基本的な考え方
  - 正解付きデータで識別器を作成
  - 正解なしデータで識別器のパラメータを調整
- 識別器に対する要求
  - 確信度の出力：正解なしデータに対する出力を信用するかどうかの判定に必要

13.2 自己学習

- 自己学習のアルゴリズム

1. 正解付きデータで初期識別器を作成
2. 正解なしデータの識別結果のうち、確信度の高いものを、正解付きデータとみなす
3. 新しい正解付きデータで、識別器を学習
4. 2, 3 を繰り返す

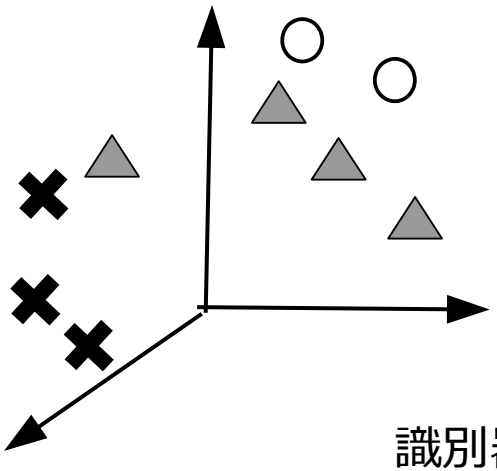


13.2 自己学習

- 自己学習の性質
  - クラスタ仮定や低密度分離が満たされるデータに対しては、高い性能が期待できる
  - 低密度分離が満たされていない場合、初期識別器の誤りが拡大してゆく可能性がある

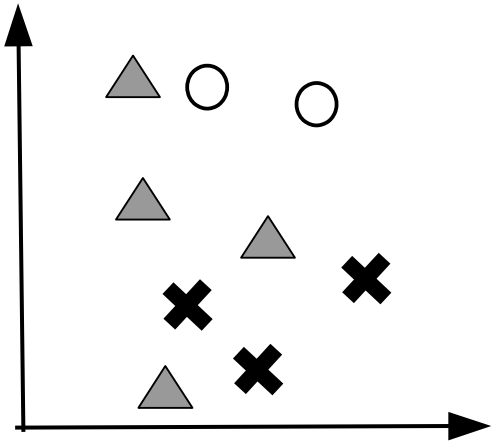
13.3 共訓練

- 共訓練とは
  - 判断基準が異なる識別器を交互に用いる
  - 片方の確信度が高いデータを、相手が正解付きデータとみなして学習



$\{x_1, x_2, x_3, x_4, x_5\}$

識別器 1　　識別器 2



識別器 1 で確信度の高い
正解なしデータ

識別器 2 の学習

識別器 1 の学習

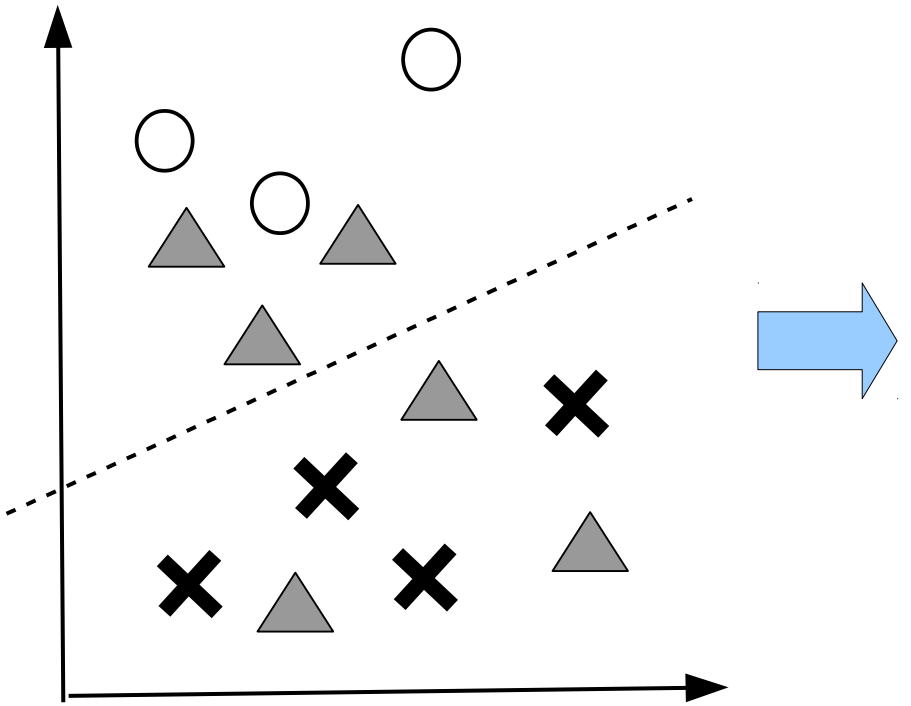
識別器 2 で確信度の高い
正解なしデータ

13.3 共訓練

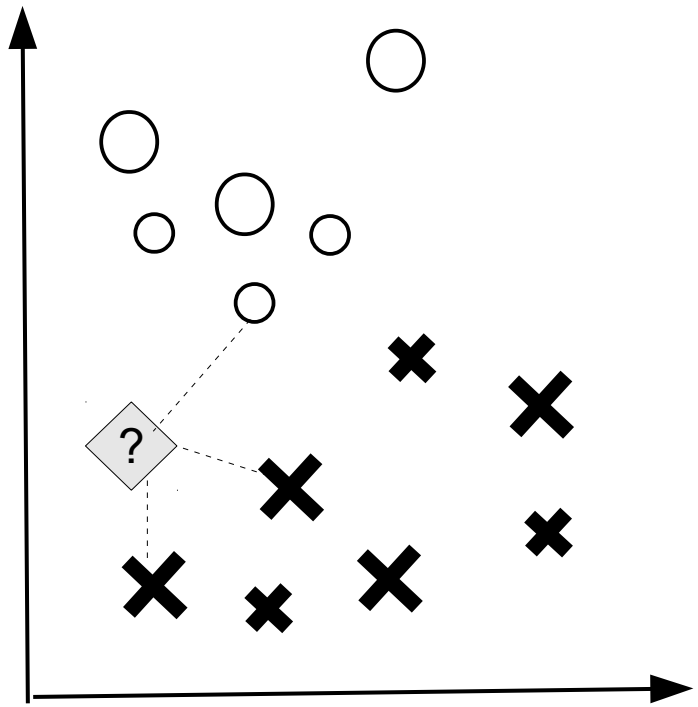
- 共訓練の特徴
  - 学習初期の誤りに対して頑健
- 共訓練の問題点
  - それぞれが識別空間として機能する特徴集合を、どのようにして作成するか
  - 全ての特徴を用いる識別器よりも高性能な識別器が作成できるか

13.4 YATSI アルゴリズム

- YATSI(Yet Another Two-Stage Idea) アルゴリズムの考え方
  - 繰り返し学習による誤りの増幅を避ける



正解付きデータで作った識別器で全データを識別



正解付きデータ :1
識別後の正解なしデータ :0.1
の重みで k-NN

調整可能

ラベル伝搬法

- ラベル伝搬法の考え方
  - 特徴空間上のデータをノードとみなし、類似度に基づいたグラフ構造を構築する
  - 近くのノードは同じクラスになりやすいという仮定で、正解なしデータの予測を行う
  - 評価関数（最小化）

$$J(\boldsymbol{f}) = \sum_{i=1}^{l} (y_i - f_i)^2 + \lambda \sum_{i<j} w_{ij} (f_i - f_j)^2$$

予測値と正解ラベルを近づける

隣接ノードの予測値を近づける

f_i ： i 番目のノードの予測値

y_i ： i 番目のノードの正解ラベル { -1, 0, 1}

w_{ij} ：i 番目のノードと j 番目のノードの結合の有無

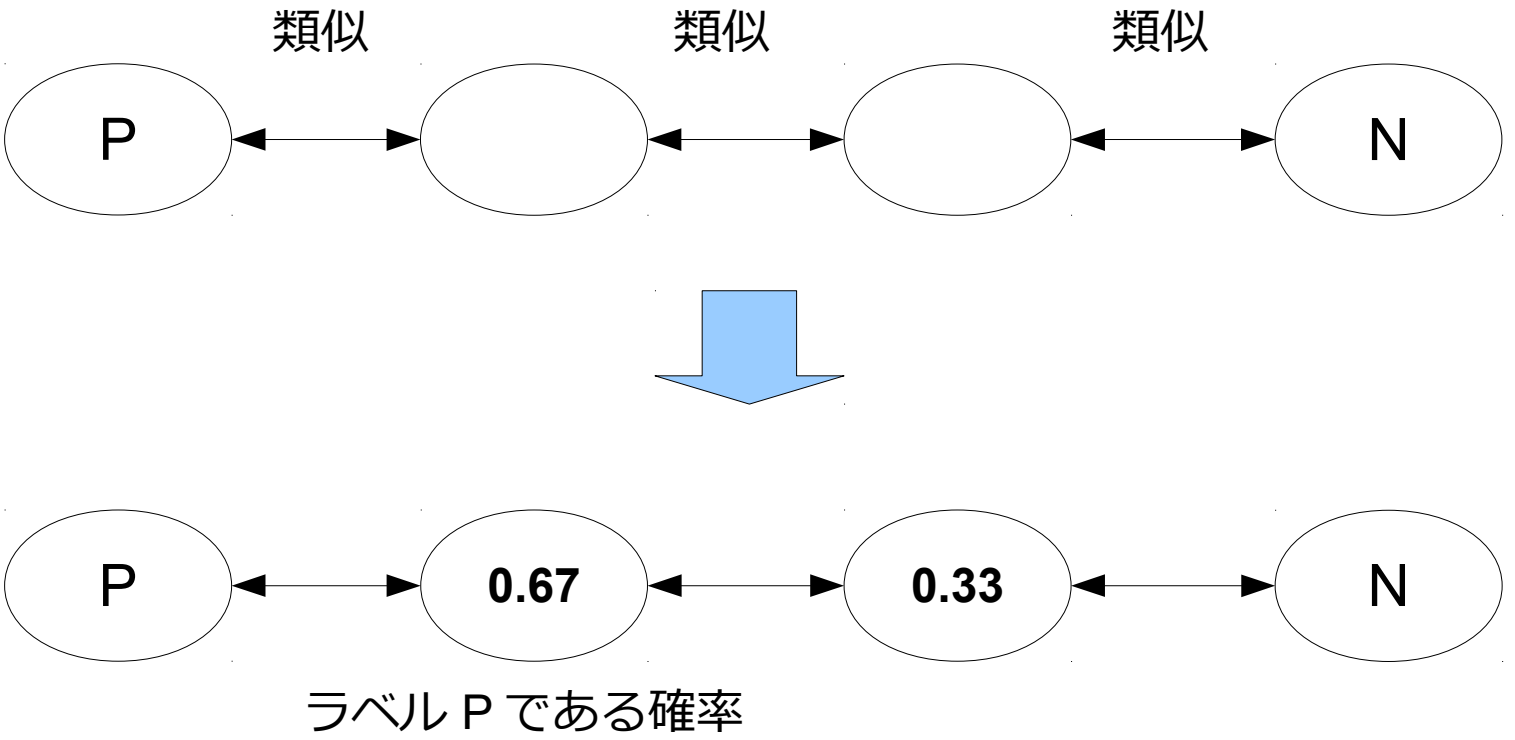
ラベル伝搬法

1.データ間の類似度に基づいて、データをノードとしたグラフを構築

- 類似度の基準
  - RBF　$K(\boldsymbol{x}, \boldsymbol{x}') = \exp(-\gamma \|\boldsymbol{x} - \boldsymbol{x}'\|^2)$
    - 全ノードが結合
    - 連続値の類似度が与えられる
  - K-NN
    - 近傍の k 個のノードが結合
    - 結合の有無は 0 または 1 で表現
    - 省メモリ

ラベル伝搬法

2.ラベル付きノードからラベルなしノードにラベルを伝播させる操作を繰り返し、隣接するノードがなるべく同じラベルを持つように最適化



Multi-instance learning

- Multi-instance learning の問題設定
  - 学習データ
    - データの集まり（bag）に対して 1 つのラベルが付いている
    - 例）
      - A さん、 B さんの Tweet : 面白い
      - C さん、 D さんの Tweet : 面白くない

全 Tweet がこのラベルに当てはまるわけではない

  - 問題
    - 未知のデータの集まり（bag）（たとえば E さんの一定期間の Tweet ）が与えられたとき、面白い or 面白くないを判定

Multi-instance learning

- 入力を集約する学習手法
  - bag の特徴ベクトルの集約情報（平均値・中央値・最大値・最小値など）を新たに特徴として追加
  - 上記データに対して通常の教師あり学習
- 出力を集約する学習手法
  - bag の各データにその bag のクラスラベルを与えて、通常の教師あり学習
  - 判定したい bag に対して、個々のデータのクラスを判定し、多数決などの投票