13. 系列データの識別

13.1 ラベル系列に対する識別

- ラベル系列に対する識別問題の分類
  - 入力の系列長と出力の系列長が等しい
    - 例）形態素解析、固有表現抽出
    - 系列ラベリング問題　⇒　CRF
  - 入力の系列長に関わらず出力の系列長が 1
    - 例）動画像の分類、話者認識
    - 系列識別問題　⇒　HMM
  - 入力の系列長と出力の系列長に対応関係がない
    - 例）連続音声認識
    - 系列変換問題 ⇒ RNN

13.2 系列ラベリング問題― CRF―

- 系列ラベリング問題とは
  - 入力系列の個々の要素に対してラベルを付与する
  - 系列の要素の出現確率は前後の要素に依存
    - １入力１出力の識別器を連続的に適用する方法では性能が上がらない

      ⇒　入力や出力の系列としての特徴を使う
  - 可能な出力系列の組合せは膨大な数になるので、単純な事後確率最大法は使えない

    ⇒　探索によって最適解を求める

13.2 系列ラベリング問題― CRF―

- 系列ラベリング問題の事例
  - 形態素解析

入力	系列	で	入力	さ	れる	各	要素
出力	名詞	助詞	名詞	動詞	接尾辞	接頭辞	名詞

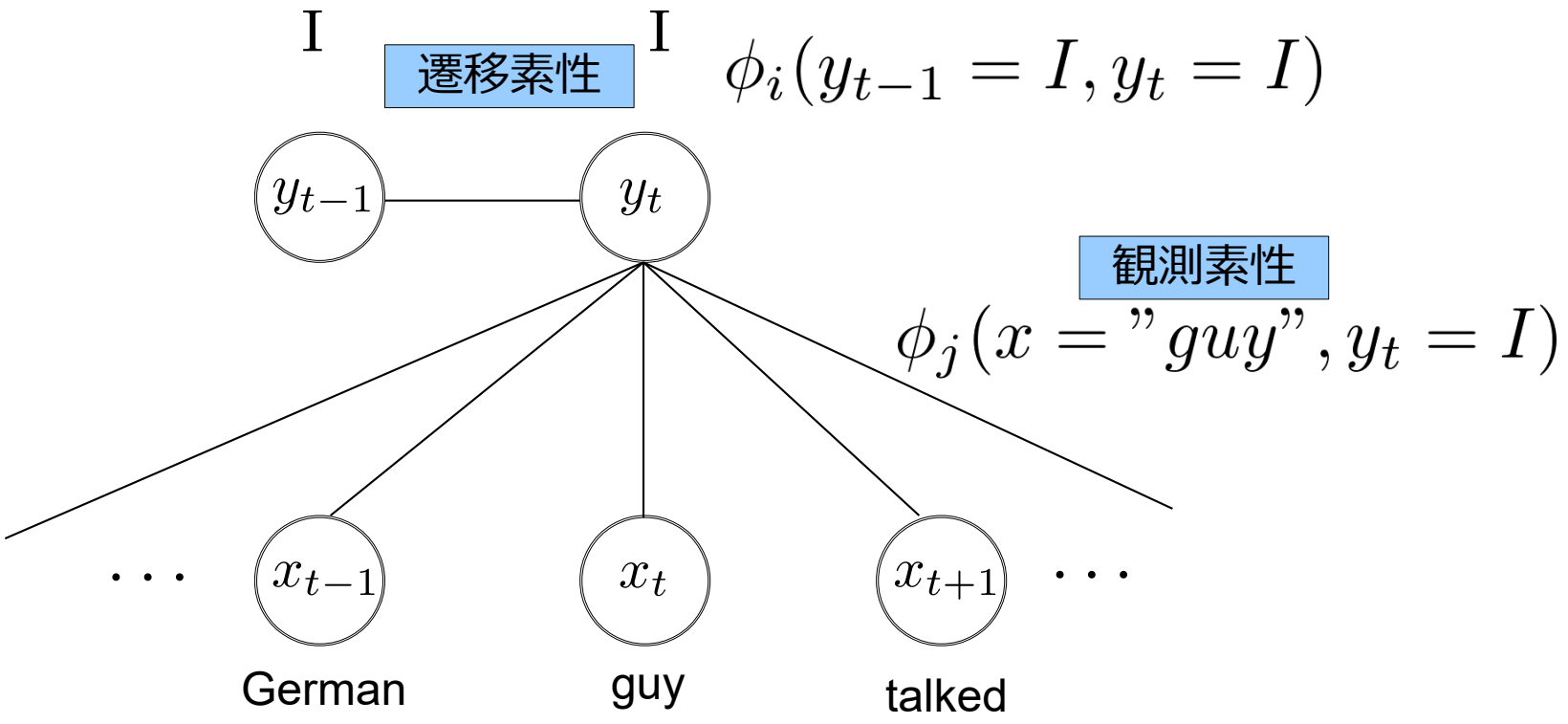
  - 固有表現抽出（例：人を指す表現の抽出）

入力	Suddenly,	the	tall	German	guy	talked	to	me	
出力	O	B	I	I	I	O	O	B	

B: begin
I: inside
O: outside

13.2 系列ラベリング問題— CRF—

- 対数線型モデルによる系列ラベリング
  - 素性関数の導入



13.2 系列ラベリング問題― CRF―

- 対数線型モデル (softmax)

$$P(\boldsymbol{y}|\boldsymbol{x}) = \frac{1}{Z_{\boldsymbol{x},\boldsymbol{w}}} \exp(\boldsymbol{w} \cdot \boldsymbol{\phi}(\boldsymbol{x}, \boldsymbol{y}))$$

$$Z_{\boldsymbol{x},\boldsymbol{w}} = \sum_{\boldsymbol{y}} \exp(\boldsymbol{w} \cdot \boldsymbol{\phi}(\boldsymbol{x}, \boldsymbol{y}))$$

識別モデル

あるクラスの事後確率が上がれば、他のクラスは下がる

- 出力の決定

$$\begin{aligned}
\boldsymbol{y}^* &= \arg\max_{\boldsymbol{y}} P(\boldsymbol{y}|\boldsymbol{x}) \\
&= \arg\max_{\boldsymbol{y}} \frac{1}{Z_{\boldsymbol{x},\boldsymbol{w}}} \exp(\boldsymbol{w} \cdot \boldsymbol{\phi}(\boldsymbol{x}, \boldsymbol{y})) \\
&= \arg\max_{\boldsymbol{y}} \boldsymbol{w} \cdot \boldsymbol{\phi}(\boldsymbol{x}, \boldsymbol{y})
\end{aligned}$$

13.2 系列ラベリング問題― CRF―

- 素性関数の制限

$$\boldsymbol{y}^* = \arg\max_{\boldsymbol{y}} \sum_t \boldsymbol{w} \cdot \boldsymbol{\phi}(\boldsymbol{x}, y_t, y_{t-1})$$

  - ビタビアルゴリズムによって探索が可能

Algorithm 12.1 ビタビアルゴリズム

for $t = 2$ *to* $|\boldsymbol{x}|$ **do**

  for all y_t **do**

$$\alpha(t, y_t) = \max_{y_{t-1}} \{\boldsymbol{w} \cdot \boldsymbol{\phi}(\boldsymbol{x}, y_t, y_{t-1}) + \alpha(t-1, y_{t-1})\}$$

$$B(t, y_t) = \arg\max_{y_{t-1}} \{\boldsymbol{w} \cdot \boldsymbol{\phi}(\boldsymbol{x}, y_t, y_{t-1}) + \alpha(t-1, y_{t-1})\}$$

  end for

end for

$\boldsymbol{y}^* = \alpha$の最大値に対応する B を逆に辿る

13.3 系列識別問題― HMM―

- 例題
  - PC 操作系列による熟練度の判定
    - k: キーボード、 g: マウス、 e: エラー
    - 初心者の入力系列例

```
k e k g k e k g g k g k k e g e e k e e e g e
```

    - 熟練者の入力系列例

```
k k e k g k k k e k g k g g g e g k g
```

    - 判定したい入力系列

```
k g e k g k k g e k g e k e e k e g e k
```

13.3 系列識別問題― HMM―

- 生成モデルによるアプローチ
  - 系列識別問題ではクラスの事前確率が得られることが多い

$$
\begin{aligned}
y^* &= \arg\max_y P(y|\boldsymbol{x}) \\
&= \arg\max_y \frac{P(\boldsymbol{x}, y)}{P(\boldsymbol{x})} \\
&= \arg\max_y \frac{P(\boldsymbol{x}|y)P(y)}{P(\boldsymbol{x})} \\
&= \arg\max_y P(\boldsymbol{x}|y)P(y)
\end{aligned}
$$

尤度

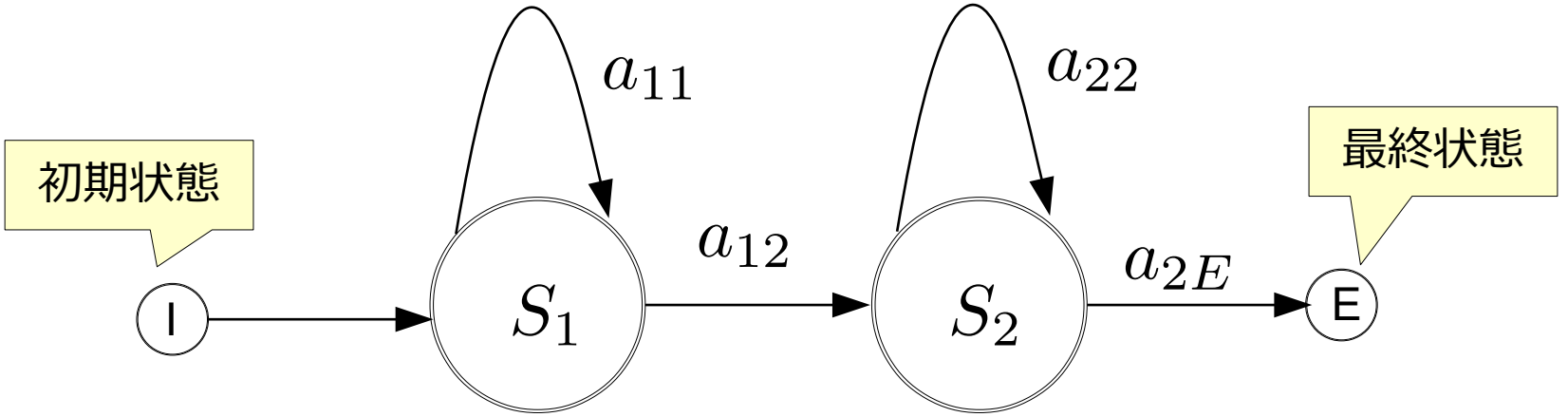
事前確率

生成モデル

尤度は、あるクラスの確率モデルを、他のクラスとは無関係に求めている

13.3 系列識別問題― HMM―

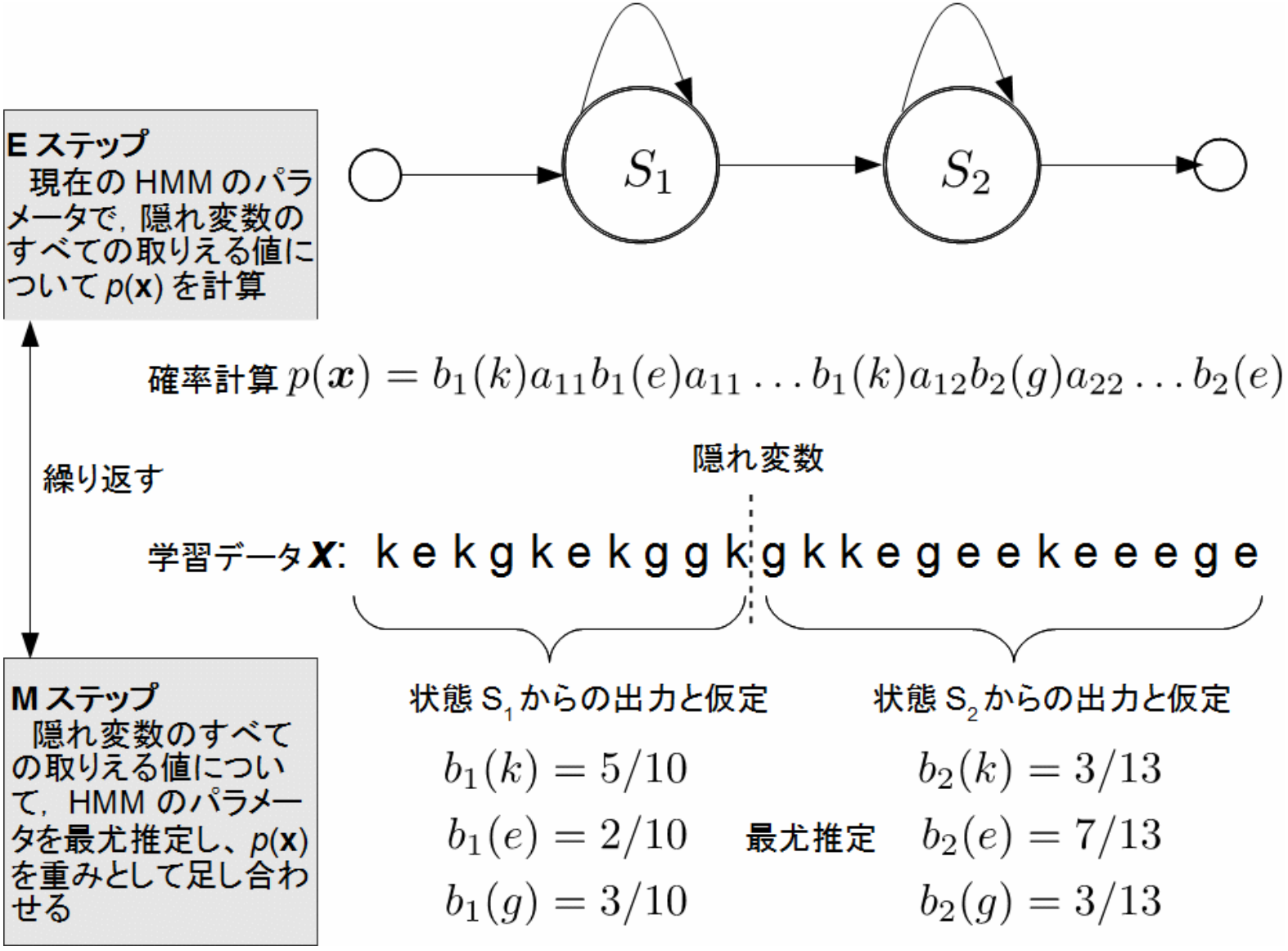
- 不定長入力に対する尤度計算法
  - 自己遷移を持つ確率オートマトンを用いる



$$b_1(k) = p_{11} \qquad b_2(k) = p_{21}$$
$$b_1(e) = p_{12} \qquad b_2(e) = p_{22}$$
$$b_1(g) = p_{13} \qquad b_2(g) = p_{23}$$

13.3 系列識別問題― HMM―

- HMM の学習： EM アルゴリズム

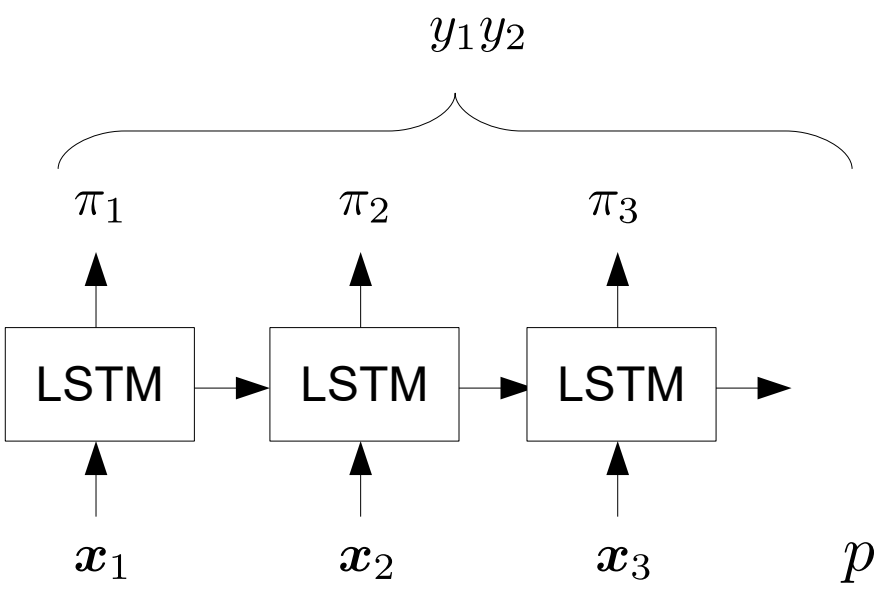


系列変換問題 — RNN—

- 系列変換問題の定式化
  - 入力系列　$\boldsymbol{x} = \boldsymbol{x}_1,\ldots,\boldsymbol{x}_T$
  - 出力系列　$\boldsymbol{y} = y_1,\ldots,y_L$
  - 一般に　$T > L$
  - 系列識別と探索を組み合わせた複雑な処理が必要
- End-to-End アプローチ
  - 入力から出力への変換をニューラルネットワークで学習
    - Connectionist temporal classification
    - Attention モデル

Connectionist temporal classification

- アイディア
  - 出力記号に blank 記号 _ を加えて、入力長と出力長を合わせる
  - 正解系列に変換可能な出力系列の確率の和を求める



- hai という正解系列に対して

  _h___a___i

  hhh_aaaa_i

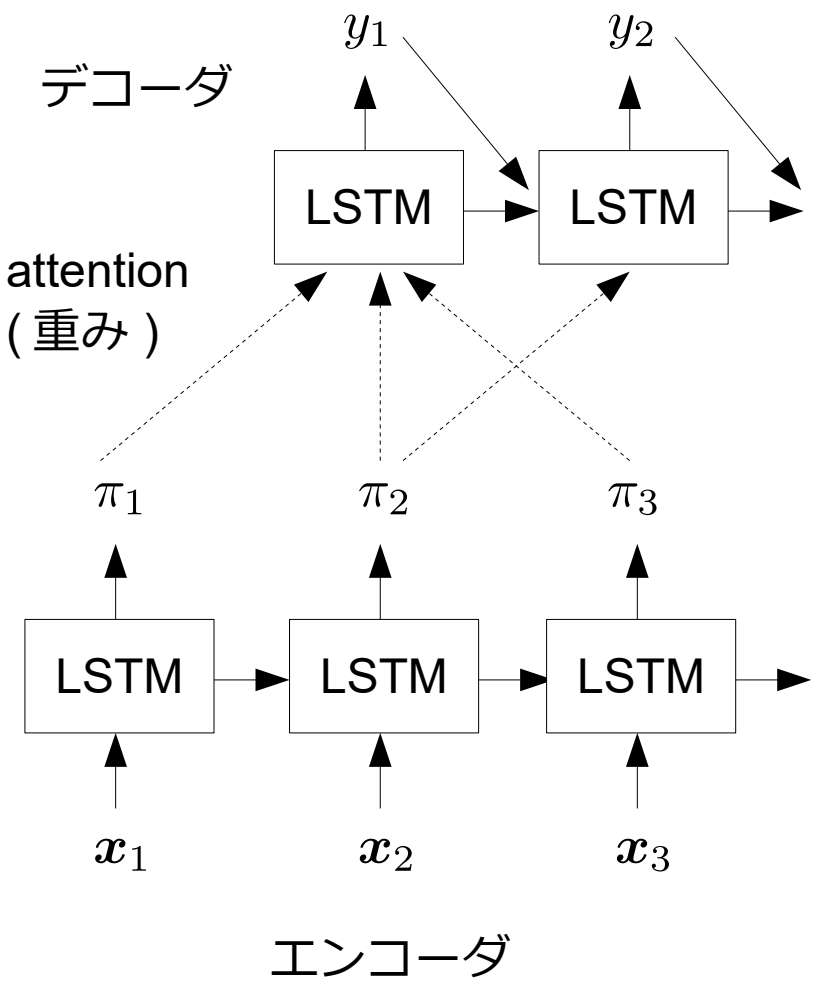
  hh____ai__

  などの出力系列を正解とみなす

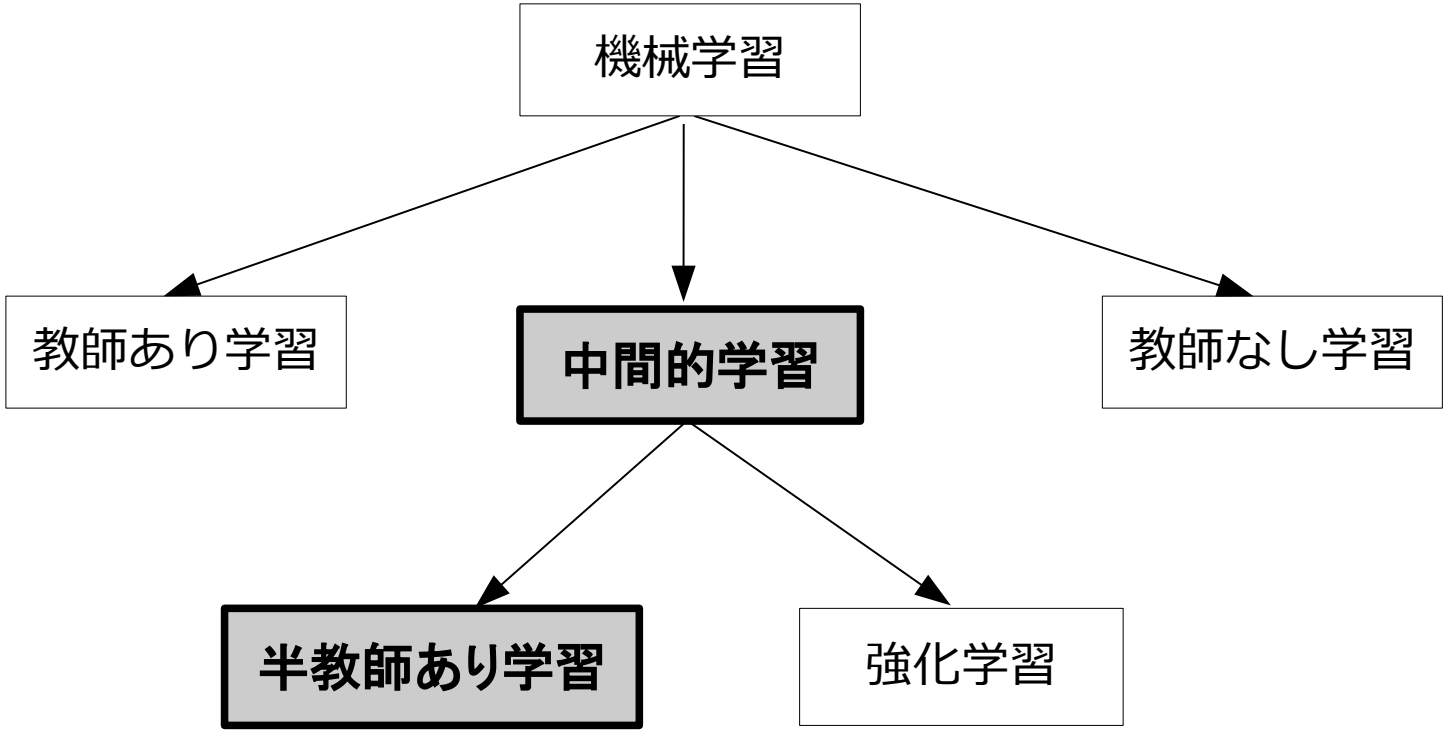
$$p(\boldsymbol{y}|\boldsymbol{x}) = \sum_{\boldsymbol{\pi} \to \boldsymbol{y}} p(\boldsymbol{\pi}|\boldsymbol{x}) = \sum_{\boldsymbol{\pi} \to \boldsymbol{y}} \prod_{i=1}^{T} p(\pi_i|\boldsymbol{x}_i)$$

Attention モデル

- アイディア
  - 特徴ベクトルを分散表現に変換するエンコーダと、分散表現から出力を求めるデコーダの組み合わせ
  - 一定範囲の分散表現から出力を計算するために注意機構 (attention) を用いる



14. 半教師あり学習

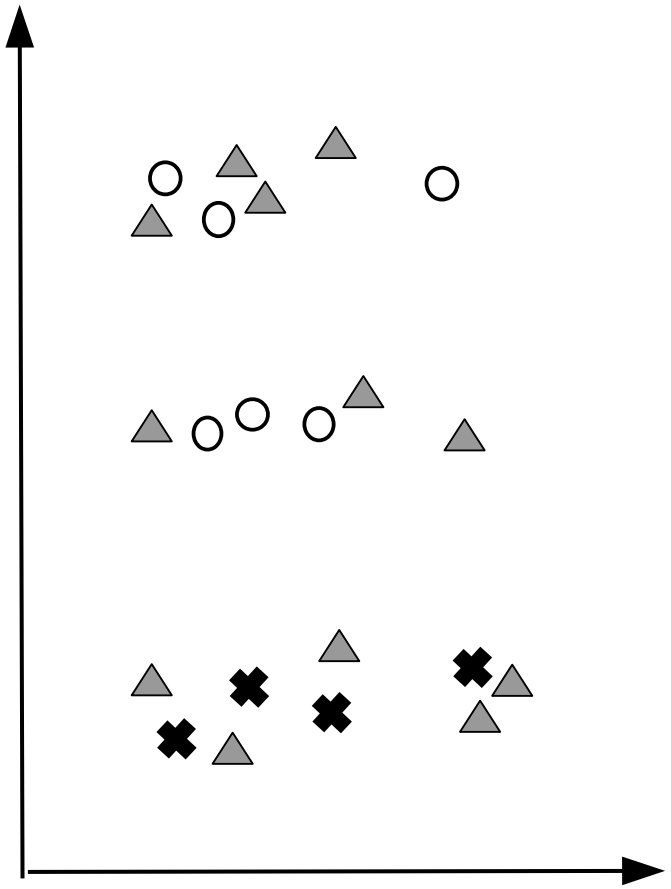


少数の正解付きデータ
大量の正解なしデータ

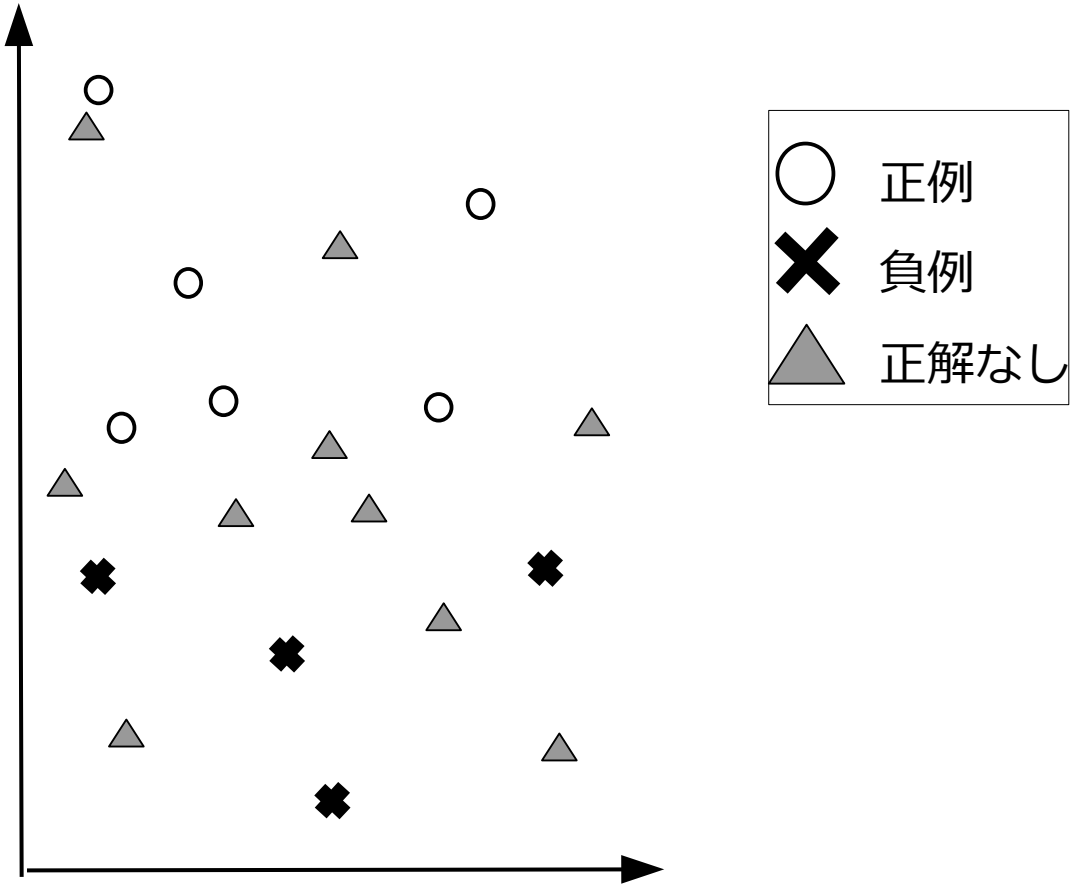
14.1 半教師あり学習とは

14.1.1 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



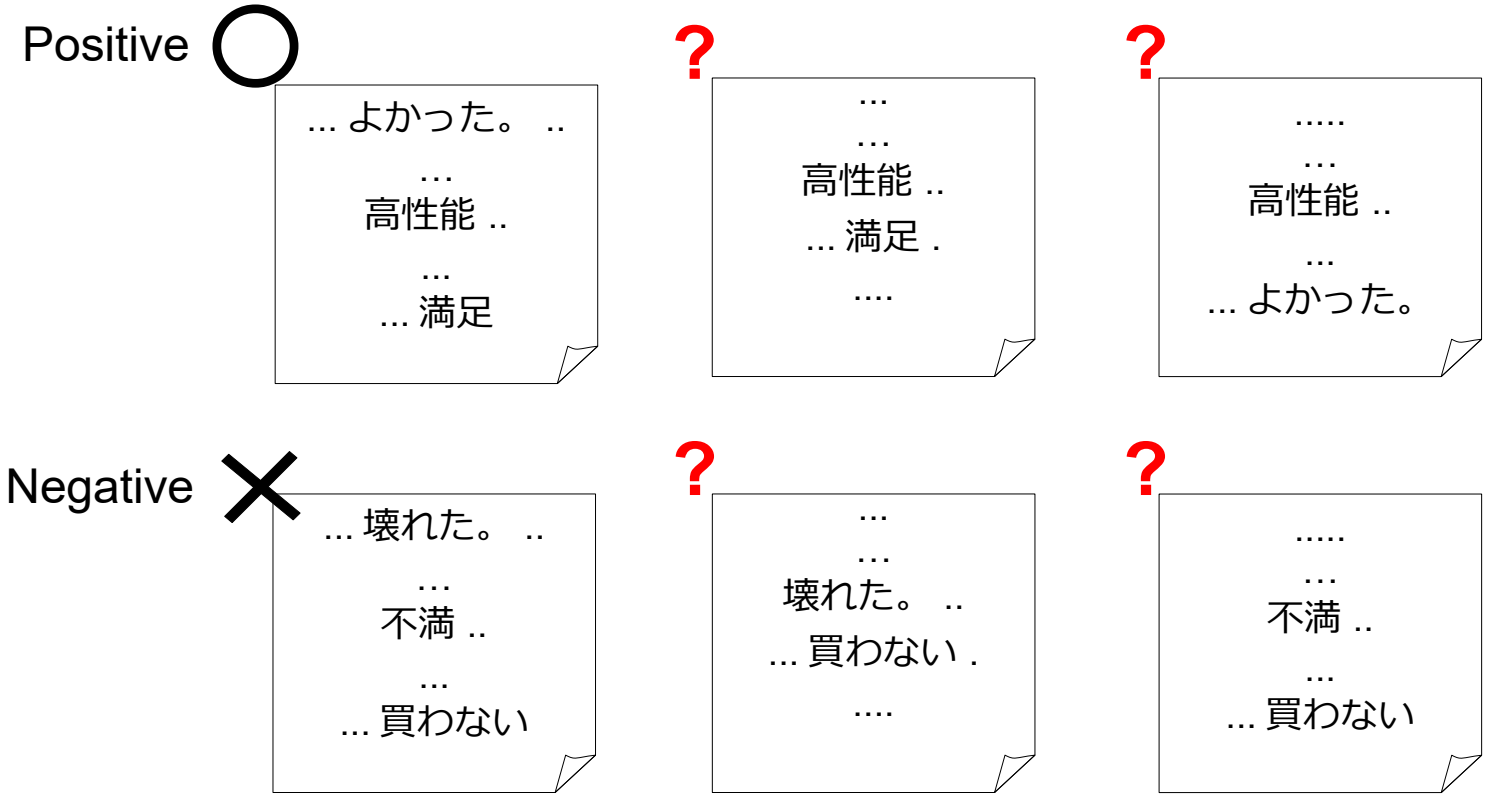
半教師あり学習に適さないデータ

14.1.1　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

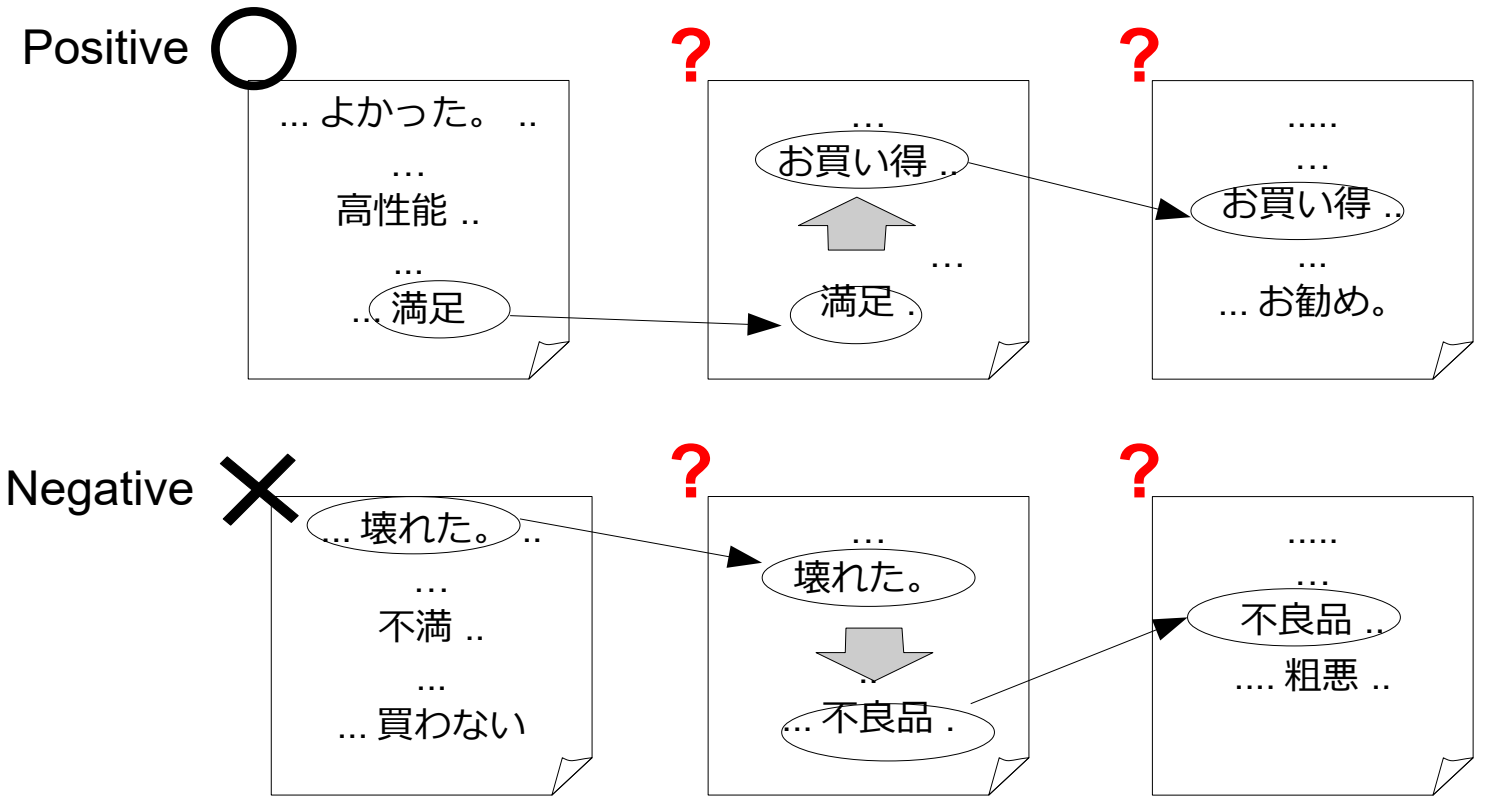
14.1.2 カテゴリ特徴の場合

- オーバーラップ
  - 文書からの評判分析の例



14.1.2 カテゴリ特徴の場合

- 特徴の伝播



14.1.3 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

14.2 自己学習

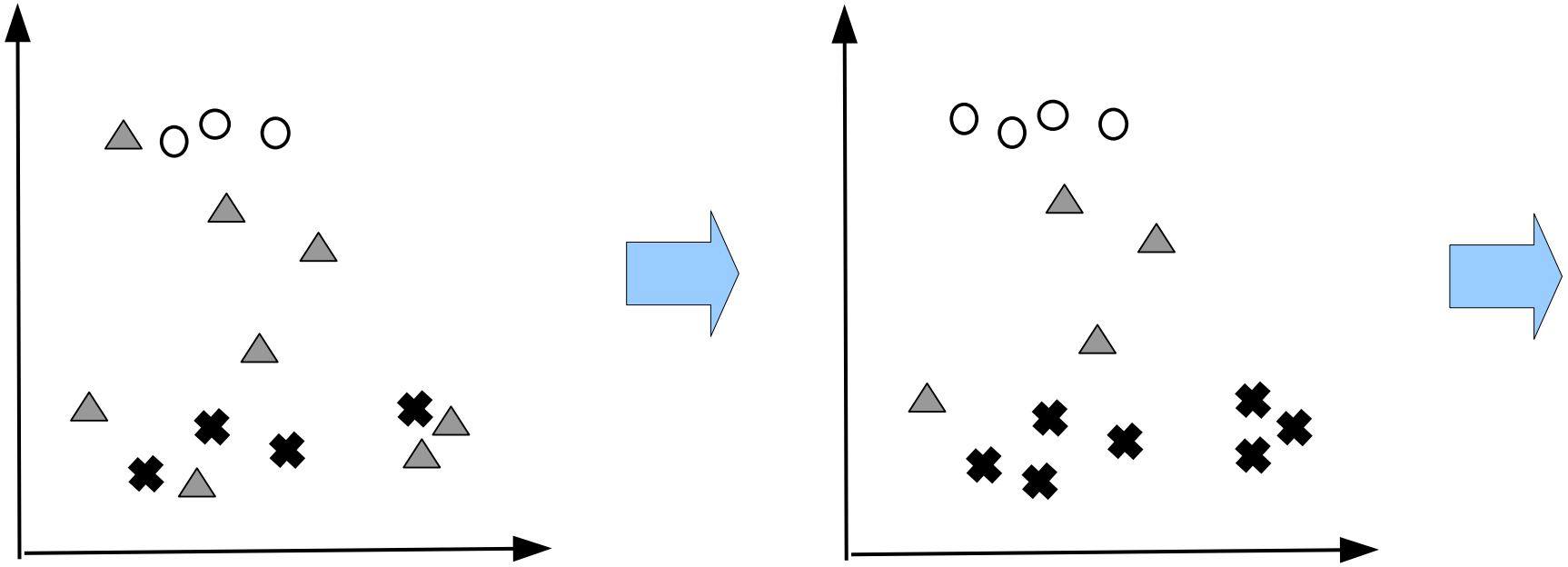
- 自己学習のアルゴリズム

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

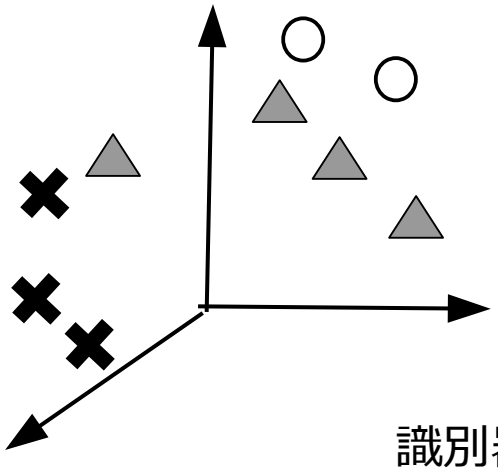
3.新しい正解付きデータで、識別器を学習

4. 2, 3 を繰り返す



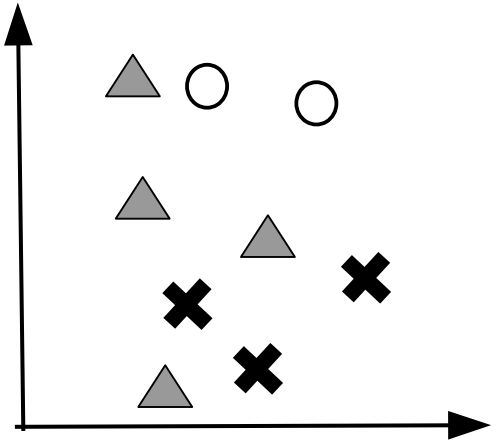
14.3 共訓練

- 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

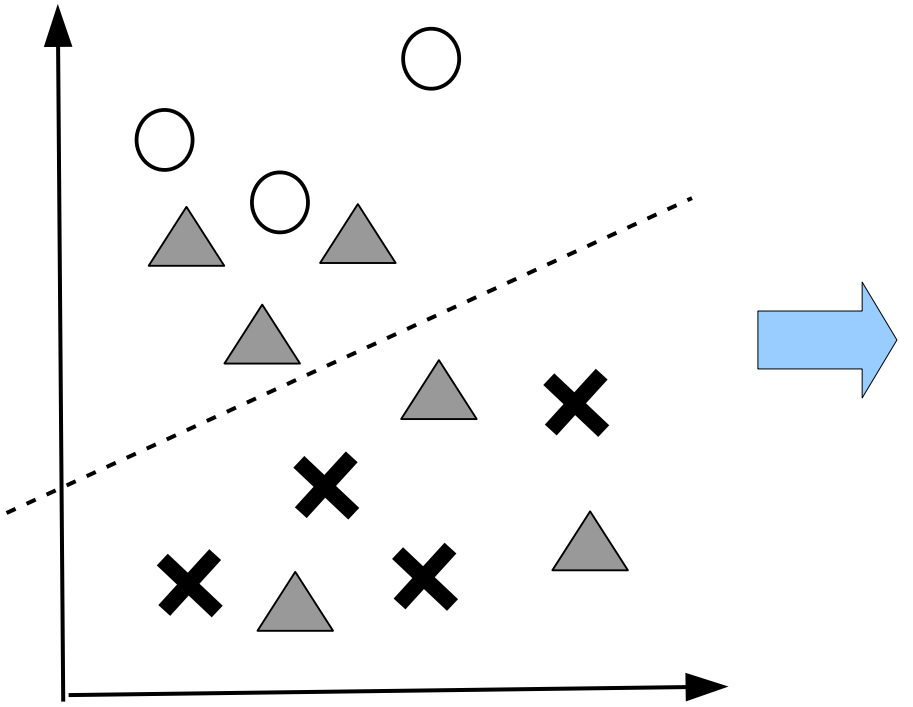
識別器 2 の学習

識別器 1 の学習

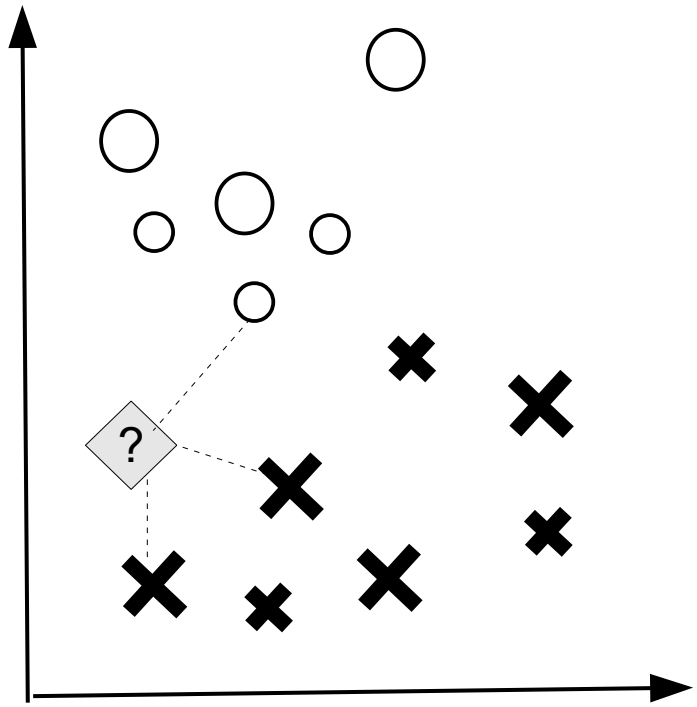
識別器 2 で確信度の高い
正解なしデータ

14.4 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

14.5 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

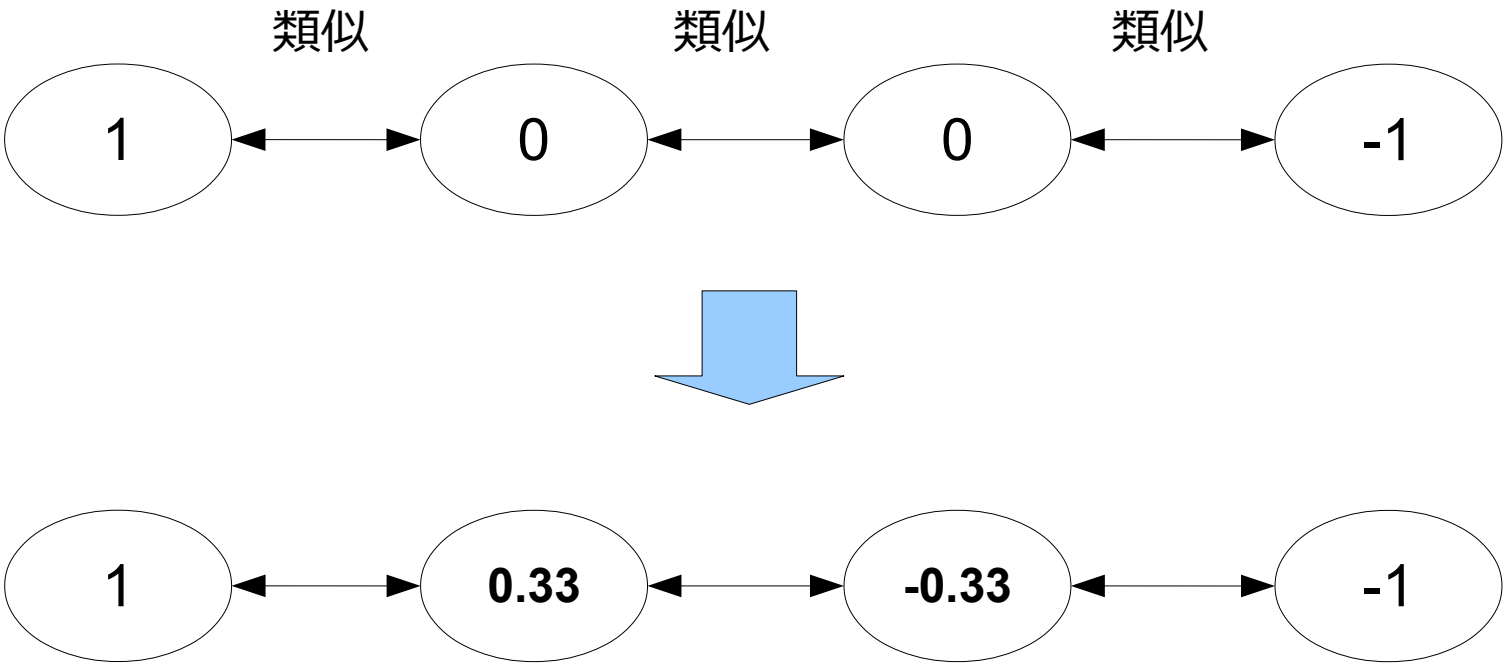
14.5 ラベル伝搬法

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

14.5 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



まとめ

- Weka での半教師あり学習
  - Collective パッケージのインストールが必要
  - 大半は 2 クラス問題にのみ適用可能
    - 例） diabetes データ
- ラベル系列に対する識別問題
  - 入力の系列長と出力の系列長との関係で手法を選択
    - CRF, HMM,RNN
- 半教師あり学習
  - 低密度分離など特定の条件を満たすデータには有効