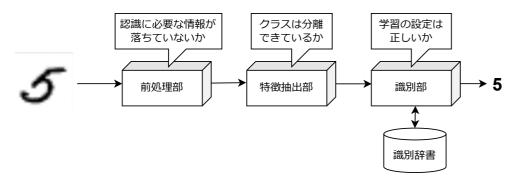
# 9. 本当にすごいシステムができたの?



- 9.1 未知データに対する認識率の評価
- 9.2 システムを調整する方法



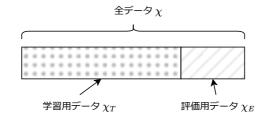
- 荒木雅弘: 『フリーソフトでつくる 音声認識システム(第2版)』(森北 出版, 2017年)
- スライドとJupyter notebook
- サポートページ

# 9.1 未知データに対する認識率の評価

- パターン認識システムの評価
  - 。 学習データに対して識別率100%でも意味がない
  - 。 未知データに対してどれだけの識別率が期待できるかが評価のポイント
    - → どうやって未知データで評価する?

## 9.1.1 分割学習法

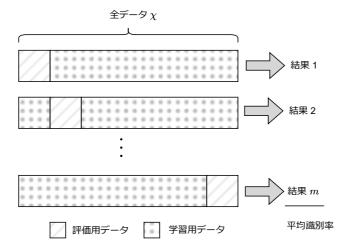
- 手順
  - 。 全データ  $\chi$  を学習用データ  $\chi_T$  と評価用データ  $\chi_E$  に分割
  - 。  $\chi_T$  を用いて識別器を設計し、 $\chi_E$  を未知データとみなして識別率を推定



- 利点
  - 。 評価が容易
- 欠点
  - 。 学習に用いるデータ数が減るので、識別性能が低く見積もられる
  - 。 学習データの割合を高くすると評価データ数が少なくなり、識別率の推定精度が低くなる

#### 9.1.2 交差確認法 (1/2)

- 手順
  - 1. 全データ  $\chi$  を m 個のグループ  $\chi_1, \ldots, \chi_m$  に分割する
  - 2. 以下の手順を  $i=1,\ldots,m$  について行い、m 個の識別率の平均を推定値とする
  - 。  $\chi_i$  を除いた m-1 個のグループで学習し、 $\chi_i$  を用いて識別率を算出する

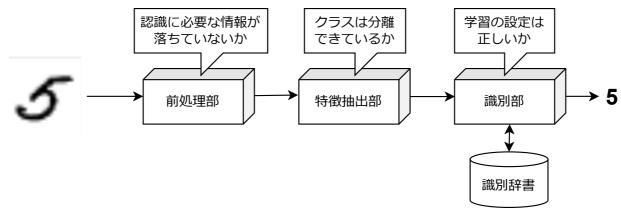


# 9.1.2 交差確認法 (2/2)

- 利点
  - 。 分割学習法に比べ、識別率の推定精度は高い
- 欠点
  - 。 評価に時間がかかる
  - 。 分割数が少ない場合、分割方法の違いによって評価値が大きくぶれる
- 一つ抜き法
  - 。 要素数が 1 となるように分割する方法
  - 。 時間はかかるが最も信頼できる交差確認法

# 9.2 システムを調整する方法

- システムの性能向上のために
  - 。 前処理部、特徴抽出部、識別部のどこに性能低下の原因があるかを探る

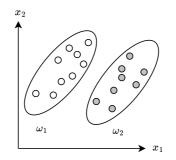


#### 9.2.1 前処理部の確認

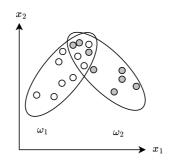
- 信号取り込み部のチェック
  - 。 マイクの入力レベル調整やカメラのキャリブレーションが必要
  - 。 自動運転のように識別と動作が連動している場合、突発的な異常入力を検知して、誤動作 を防止する機構が必要
- デジタル化に伴う情報劣化のチェック
  - 。 サンプリング周波数や量子化ビット数が適切か
- ノイズ除去のチェック
  - 。 原信号への影響を確認

# 9.2.2 特徴空間の評価 (1/7)

- 次元削減による可視化を通じて評価
  - 。 クラスが適切に分離されているのに認識率が低い場合 → 識別部の設定ミスが疑われる



。 クラス分布が大きく重なっている場合 → 特徴抽出部を再設計 → 評価基準が必要



# 9.2.2 特徴空間の評価(2/7)

- クラス内分散・クラス間分散比
  - 。 特徴空間の評価法
    - クラス毎のデータのまとまり具合と、クラス間の離れ具合を評価する尺度
  - 。 同じクラスのデータ同士はなるべく接近し、異なるクラスのデータの塊はなるべく離れているものが高い値を取るようにする

#### 9.2.2 特徴空間の評価(3/7)

• クラス内分散  $\sigma_W^2$ 

$$\sigma_W^2 = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^c \sum_{\boldsymbol{x} \in \gamma_i} (\boldsymbol{x} - \boldsymbol{m}_i)^T (\boldsymbol{x} - \boldsymbol{m}_i)$$
  $\boldsymbol{m}_i : クラスi(\chi_i)$ の平均,  $n : 全データ数$ 

• クラス間分散  $\sigma_B^2$ 

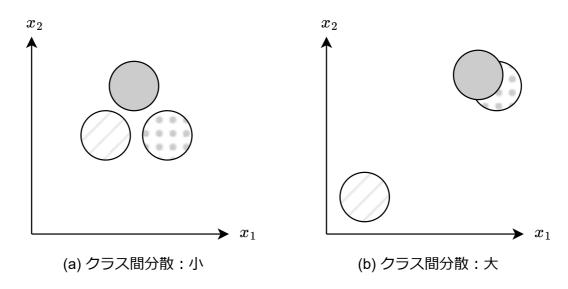
$$\sigma_B^2 = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^c n_i (\boldsymbol{m}_i - \boldsymbol{m})^T (\boldsymbol{m}_i - \boldsymbol{m})$$
  $\boldsymbol{m}$ : 全データの平均,  $n_i$ : クラス $i$ のデータ数

• クラス内分散・クラス間分散比  $J_{\sigma}$ (大きいほど良い)

$$J_{\sigma}=rac{\sigma_{B}^{2}}{\sigma_{W}^{2}}$$

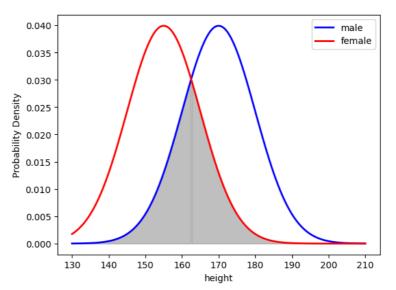
## 9.2.2 特徴空間の評価 (4/7)

- 多クラスのクラス内分散・クラス間分散比
  - 。 分布の重なりを考慮できないので、あまりよい評価尺度とはいえない
    - ▼ 大きいクラス間分散がよい特徴空間と対応しない例(クラス内分散は同一と仮定)



# 9.2.2 特徴空間の評価(5/7)

- ベイズ誤り確率
  - 。 特徴空間上での分布の重なりの度合いを評価
  - 。 例)身長による成人男女の判別
    - 一般に同一の特徴が男女両方にあてはまるので、性別を確実に決定することはできない。



#### 9.2.2 特徴空間の評価(6/7)

- ベイズ決定則
  - 。 誤識別率を最小にするために事後確率  $P(\omega_i|m{x})$  が最大となるような  $\omega_i$  を出力する判定方法
- 条件付きベイズ誤り確率:  $e_B(\boldsymbol{x})$ 
  - $\circ$  x が与えられたときの誤り確率の最小値
  - 。 2クラス識別問題の場合

$$e_B(oldsymbol{x}) = \min\{P(\omega_1|oldsymbol{x}), P(\omega_2|oldsymbol{x})\}$$

# 9.2.2 特徴空間の評価 (7/7)

• ベイズ誤り確率  $e_B$ 

$$egin{align} e_B &= \int e_B(oldsymbol{x}) p(oldsymbol{x}) doldsymbol{x} \ &= \int \min\{P(\omega_1|oldsymbol{x}), P(\omega_2|oldsymbol{x})\} p(oldsymbol{x}) doldsymbol{x} \end{aligned}$$

- 。  $e_B$  は誤り確率をこれよりは小さくできないという限界、すなわち分布の重なりを表す
- 分布は一般に未知であるため、ベイズ誤り確率を直接計算することは困難
  - → 学習パターンに基づいてベイズ誤り確率を間接的に推定
  - ullet 近似的な計算:1-NN法の誤り確率  $e_N$  との関係  $e_B \leq e_N \leq 2e_B$  ( $e_N$  はベイズ誤り確率の2倍を超えない)

## 9.2.3 識別部の調整 (1/5)

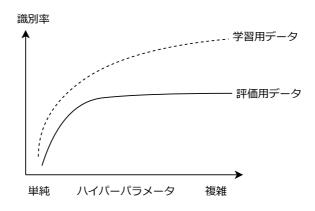
- パラメータ:学習可能
  - 。 識別関数の重み
  - 。 ニューラルネットワークの結合の重み
  - $\circ$  SVMの lpha
- ハイパーパラメータ:学習結果によって調整
  - 。 識別関数の次数
  - 。 ニューラルネットワークの層数や隠れ層のユニット数
  - 。 SVM 多項式カーネルの次数

#### 9.2.3 識別部の調整 (2/5)

- 学習過程に影響を与えるパラメータ
  - 。 例)ニューラルネットワークの学習係数、EMアルゴリズムの収束判定に用いる値
  - 。 設定値が不適切な場合、不必要に多くの時間がかかったり、学習が途中で終わったりする
  - 。 適切な値の設定は機械学習の know-how
    - 特徴を標準化することによって、ある程度は経験的に設定可能
- 学習結果に影響を与えるパラメータ(= ハイパーパラメータ)
  - 。 モデルの複雑さに連続的に影響を与える → 性能に直結する
  - 。 例)SVMの多項式カーネルの次数、ガウシアンカーネルの半径  $\gamma$
  - 。 いくつかの異なる値で性能を評価する必要がある

#### 9.2.3 識別部の調整 (3/5)

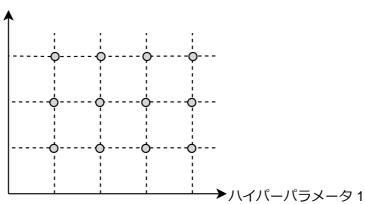
- ハイパーパラメータ λ の決定手順
  - 。 未知データに対する誤識別率  $e_{\lambda}$  が低い  $\lambda$  が望ましい
  - 。 分割学習法や交差確認法を用いて未知データに対する  $e_{\lambda}$  を推定する
- ハイパーパラメータの性質
  - 複雑な分布を示す学習データに対しては、複雑なモデルにする必要がある
  - モデルを複雑にしても、あるところで識別率が上がらなくなる(下がることもある)



# 9.2.3 識別部の調整 (4/5)

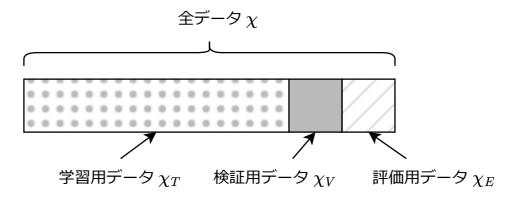
- ハイパーパラメータが複数ある場合
  - 。 例)SVMの多項式カーネルの次数 d と誤りの重み C
  - 。 グリッドサーチ:各格子点で  $e_{\lambda}$  を求める

ハイパーパラメータ 2



#### 9.2.3 識別部の調整(5/5)

- ハイパーパラメータ調整のためのデータ分割
  - 。 ハイパーパラメータ選択に用いたデータに対する識別率は、そのハイパーパラメータの性能 を過大評価するので信用できない
  - 。 ハイパーパラメータを選択するための検証用データ  $\chi_V$  を分割に加える
  - 。  $\chi_V$  での性能が最も高くなる識別器の識別率を  $\chi_E$  を用いて推定



#### まとめ

- 未知データに対する認識率の評価
  - 。 分割学習法
  - 。交差確認法
- パターン認識システム全体の調整
  - 。 前処理の結果の確認
  - 。 特徴空間の評価
  - 。 ハイパーパラメータの調整
- Jupyter notebook