知的情報処理
5. 原因がなくても結果がある（か？）

櫻井彰人
慶應義塾大学理工学部

再登場: 生成モデル

- データがある、ということは、そのデータを生成する原因がある、と考える
  - のちほど、原因を考えることはしない方が良い、という主張を紹介する。どちらがよいかは、神のみぞ知る
  - deterministic（決定論的とでもいいましょうか）なモデルであれば、（状況が同じであれば）結果は一個。
  - ところが、データは複数個ある。
  - 風邪なら、「体温38度、咳が1時間に20回、喉の腫れは5mm。ほかには目立った症状なし」なんて綺麗に症状が記述できればよい。世の中そうではない。
  - ということは、決定論的モデルでは不便である（不適当だと言っているわけではない）
- そこで、確率論的モデルを考えよう。

分類器のモデル

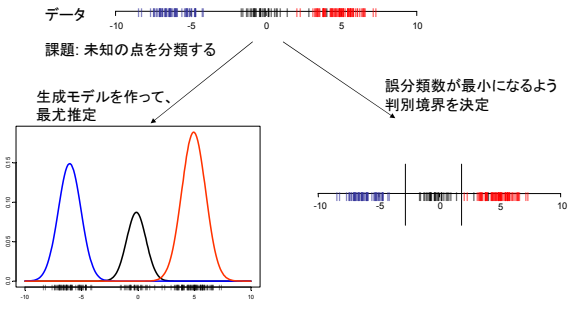
- 機械学習で、まず、考える（つまり、まぁ、一番やさしい）問題は、分類問題。
- 分類するだけのために、統計的モデルを考える必要はあるのか？
- もし「必要はない」のであれば、無理することはないでしょう？
- 通常は、データ数が少ないので、モデルを推定しようとすると、どうしても精度が悪くなる。
- そんな推定精度の悪いモデルを使って、分類が（高い精度で）できるとは思えない。

分類器のモデル

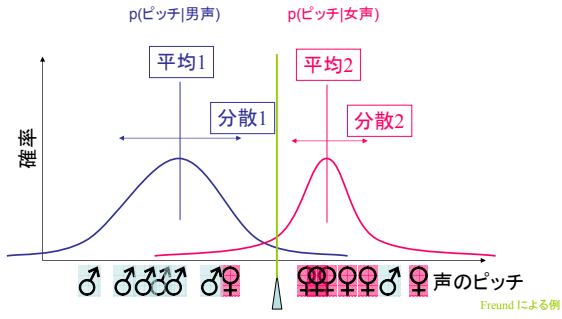
- （分類すべきクラスの）分布があるの、ないの、という話ではなく、
  あるかもしれないし、ないかもしれないが、とにかく、
  分布は推定しない方がよいのでは？
  ということ
- 分布を推定しないで、分類はできるのか？
- 機械学習では、もともと、そう（つまり分布は想定しないと）考えていた。
- どうするのか？
- 話は簡単。
- 行いたいことは、arg max P(Class | instance) を知ることであった。

  であれば、f(instance) = arg max P(Class | instance) となる関数 f の近似関数を（近似プログラムでもよい）求めればよいでしょう？
- こういうモデルを、判別モデルといったりする

生成モデル vs. 判別モデル

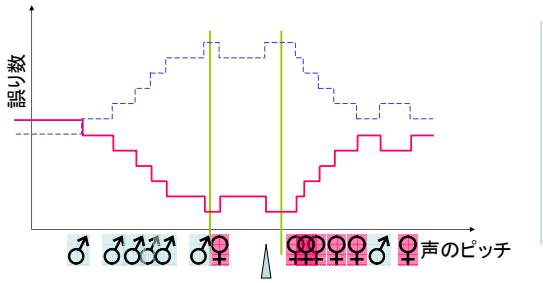


生成モデル

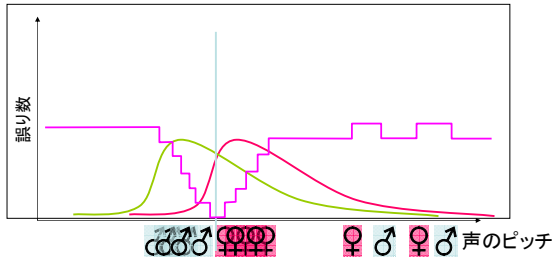


Freund による例

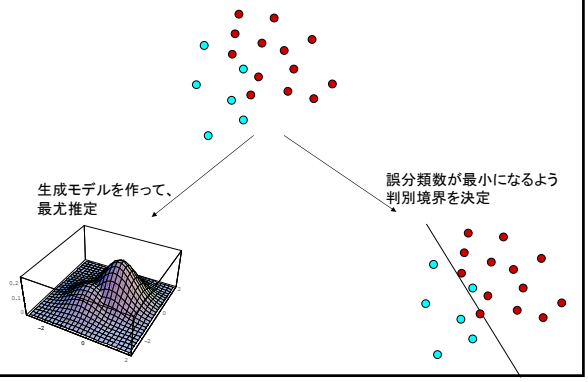
判別モデル



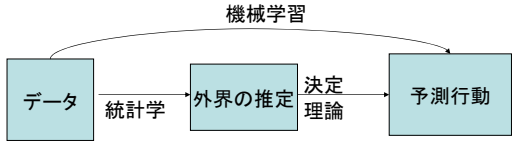
偏ったデータ



生成モデル vs. 判別モデル



統計学 vs. 機械学習　かも



生成・判別モデルの比較

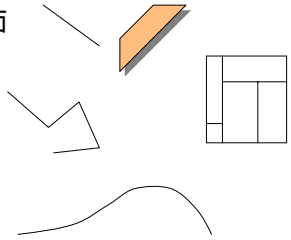
	生成モデル	判別モデル
目的	確率の推定	分類規則の作成
性能の尺度	尤度	誤分類率
誤りの原因	はずれ値	クラスラベル誤り

判別モデルと境界

- 判別モデルでは、「境界」が最重要
- 次を決める必要がある
  - 境界の形
  - 最適であるべき基準
  - 実際のアルゴリズム
  - （相互に依存関係はある）

境界の形

- 直線、平面、超平面
- 超平面の組合せ
- 多項式
- その他いろいろ



最適性の基準

- 誤分類個数最小
- 誤分類点の、境界からの距離和最小
  - 「距離」はいろいろ
- 境界を f(x)=0 とし、f(x)>0 がクラス1、f(x)<0 がクラス2 とし、$\sum (f(x_i) - C_i)^2$ を最小化
- その他いろいろ

アルゴリズム

- 最小化すればよいのだが、、、
- 微分=0 が解析的にとければ、OK
- とけないときは、逐次近似
  - ORで得られた結果を使用
  - ときには、naïve な方法のほうがよいことも。

その他

- 「境界は（数学的な）関数で（簡単に）表現できる」とは考えない方がよい。
- 実際、その方が簡便で、よい結果が得られることが、しばしば、ある。
- 従って、この前のスライドの記述は、頭の整理だと思ってください。
  - 現実は、「誤差」を減らすために、あらゆる努力をしている、のです