PRML Seminar #1

1.1-1.6.1 #PRML 学ぼう

Shunya Ueta

Graduate School of SIE, Univ. of Tsukuba
Department of Computer Science

April 10, 2015

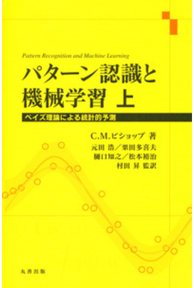
自己紹介

- **名前**:**上田隼也** (@hurutoriya)
- **筑波大学大学院** 1 **年** Go to Doctor course :)
- **情報数理研究室所属**
- **研究分野**：**画像認識・機械学習**

この勉強会について

- パターン認識と機械学習についての輪講です
機械学習とパターン認識の基礎を理解、実用レベルで使いこなす事を目的にセミナーを開催していきます
- 2015 年を目処に一周予定
- 受講者には基礎的な微積分・線形代数・確率統計の知識を前提としています
- 資料中のサンプルコードは Python を採用しています。
- 勉強会に関する情報については Hashtag: #PRML 学ぼう を使って発信していきます

今回の担当



2$\rightarrow$ 2.3.4

Introduction

1 章では、確率分布を求める推論が大事だということを証明した。
密度推定 (density estimation):**観測値から確率分布** $p(x)$ **をモデル化**
密度推定は基本的に不良設定問題である。
対象とする観測値 x **において確率分布が** $p(x) \neq 0$ **の場合、潜在的に割り当てることができる。**
この章では、以下の３つの確率分布を中心に扱っていく。

1. **二項分布**
2. **多項分布**
3. **ガウス分布**

2 値確率変数 $x = 0, 1$ を扱う。$x = 1$ となる確率をパラメータ μ で表す。観測値集合 D の総数は N 個あり、$x = 1$ が観測できた回数は m 回である。

$$p(x = 1|\mu) = \mu$$

$$\mathrm{Bern}(\mathrm{x}|\mu) = \mu^{\mathrm{x}}(1 - \mu)^{1-\mathrm{x}}$$

$$\mathrm{Likelifood} = \mathrm{p}(\mathrm{D}|\mu) = \prod_{\mathrm{n}=1}^{\mathrm{N}} \mathrm{p}(\mathrm{x_n}|\mu) = \prod_{\mathrm{n}=1}^{\mathrm{N}} \mu^{\mathrm{x_n}}(1 - \mu)^{1-\mathrm{x_n}}$$

$$\mu_{ML} = \frac{m}{N}$$

Gaussian Distribution

変数が一つ, μ **は平均**,σ^2 **は分散を表す。**

$$N(x|\mu,\sigma^2)=\frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma^2}}\exp\{-\frac{1}{2\sigma^2}(x-\mu)^2\}$$

変数が D **次元ベクトル** $\boldsymbol{x}$,μ **は** D **次元の平均ベクトル、**Σ **は共分散行列を表す。**

$$N(x|\mu,\Sigma)=\frac{1}{(2\pi)^{D/2}}\frac{1}{|\Sigma|^{1/2}}\exp\{-\frac{1}{2}(\boldsymbol{x}-\mu)^T\Sigma^{-1}(\boldsymbol{x}-\mu)\}$$