# ベイズ統計の理論と方法に出てくる記号まとめ

xiangze

2016.11.5

## 概要

重要な記号のまとめです

## 1,2 章

### 基本的な記号

$X_i$ (i 番目の) 観測値

$\Sigma_{i=1}^{N}$ 観測値に対する総和

$N$ 観測値の数

$w$ モデルのパラメータ (ベクトル)

$w_0$ モデルの中で真の分布に最も近いパラメータの値

## 分布と関数

$q(x)$ 真の分布

$p(X|w)$ 統計モデル

$\phi(w)$ 事前分布

$E_X\big[f(x)\big] \equiv \int f(x)q(x)dx$ 真の分布による平均

$E_w\big[f(w)\big] \equiv \int f(w)p(w|X^n)dw$ 事前分布による平均

$p(w|X^n) \propto p(X^n|w)\phi(w)$

$p(w|X^n) = \frac{p(X^n|w)\phi(w)}{Z}$ ここでは $Z = \int \prod_i p(X_i|w)\phi(w)dw$ 分配関数

$p(w|X^n) = \frac{\prod_n p(X^n|w)\phi(w)}{Z_n(\beta)}$

$Z_n(\beta) = \int \prod_i p(X_i|w)^\beta \phi(w)dw$ 分配関数

$F_n(\beta) = -\frac{1}{\beta}\log Z_n(\beta)$ 自由エネルギー

## 損失関数

$G_n \equiv -E_X\big[\log p^*(x)\big] = -E_X\big[\log E_w p(X|w)\big]$ 汎化損失

$T_n \equiv -\frac{1}{n}\sum_i \log p^*(X_i) = -\frac{1}{n}\sum_i \log E_w p(X|w)$ 経験損失 ($p^*(x)$ は予測分布)

$L(w) = -E_X\big[\log p(X|w)\big]$

$-\int q(x)\log q(x)dx + \int q(x)\log\frac{p(x)}{p(x|w)}dx$ 平均対数損失

$f(x,w) = f(x|w,w_0) = \log p(x|w_0)p(x|w)$ 対数尤度比関数 また $p(x|w) = p_0(x)e^{-f(x)}$ とも書く

$K_n(w) = \frac{1}{n}\sum_i f(X_i, w)$ 経験誤差

$L_n(w) = -\frac{1}{n}\sum_i \log p(X_i, w)$

# 3章　正則理論

# 4章　一般理論

# link

http://watanabe-www.math.dis.titech.ac.jp/users/swatanab/bayes-theory-method.html