

2. 確率とベリリーフ(2)

植野真臣
電気通信大学
大学院情報システム学研究科

16. ベイズ原理

定義15 (事後分布)

$X=(X_1, \dots, X_m)$ が独立同一分布 $f(x|\theta)$ に従う n 個の確率変数とする. n 個の確率変数に対応したデータ $x=(x_1, \dots, x_n)$ が得られたとき,

$$p(\theta|x) = \frac{p(\theta) \prod_{i=1}^n f(x_i|\theta)}{\int_{\Theta} p(\theta) \prod_{i=1}^n f(x_i|\theta) d\theta}$$

を**事後分布** (posterior distribution) と呼び,
 $p(\theta)$ を**事前分布** (prior distribution) と呼ぶ.

注意: ベイズでの θ の扱い

尤度では、 θ は確率変数ではない

事前分布が確率法則に従うのであれば、 θ は確率変数となる

$$p(\theta|x) = \frac{p(\theta) \prod_{i=1}^n f(x_i|\theta)}{\int_{\Theta} p(\theta) \prod_{i=1}^n f(x_i|\theta) d\theta}$$

ベイズの推定での利点

ベイズでは、厳密な確率推論がパラメータ推定にも適用できる。

事後分布最大化推定量

定義16 (MAP推定値)

データ x を所与として、以下の事後分布最大となるパラメータを求めるとき、

$$\hat{\theta} = \arg \max \{p(\theta): \theta \in C\}$$

$\hat{\theta}$ をベイズ推定値 (Bayesian estimator) または、**事後分布最大化推定値** (maximum a posterior estimator, MAP 推定値) と呼ぶ.

EAP 推定値

定義17 (EAP 推定値)

データ x を所与として、以下の事後分布によるパラメータの期待値を求めるとき、

$$\hat{\theta} = E(\theta\{p(\theta): \theta \in C\})$$

$\hat{\theta}$ を期待事後推定値 (expected a posterior estimator, EAP 推定値) と呼ぶ.

ベイズ推定値も強一致性をもつ.

ベイズ推定の一致性

定理11 (ベイズ推定の一致性)

ベイズ推定において推定値 $\hat{\theta}$ が真のパラメータ θ^* の強一致推定値となるような事前分布が設定できる。

また、ベイズ推定値も漸近的正規性をもち、誤差を計算できる。

定理12 (ベイズ推定の漸近正規性)

事後確率密度関数が正則条件 (regular condition) の下で微分可能のとき、ベイズ推定値が漸近分散 $I(\theta^*)^{-1}$ をもつ漸近正規推定値となる事前分布を設定できる。

17. 無情報事前分布

1.8.1 ジェフリーズの事前分布 事後分布

$$p(\theta|x) = \frac{p(\theta) \prod_{i=1}^n f(x_i|\theta)}{\int_{\Theta} p(\theta) \prod_{i=1}^n f(x_i|\theta) d\theta}$$

を求めるための事前分布 $p(\theta)$ の設定について、どのように設定するかが問題となる。通常、データを採取するまで、われわれはデータについての情報をもたない。

そのために、 $p(\theta)$ は無知を表す分布でなくてはならない。

このような無知を示す事前分布を**無情報事前分布** (non-informative prior distribution) と呼ぶ。

無情報事前分布のルール

無知の状態を示す事前分布の選択のルールとして、Jeffreys (1961)は、つぎの二つの提案をしている。まず、一つの母数 θ について考えると、

1. 母数 θ について、 $\theta \in (-\infty, \infty)$ のみの情報があるとき、事前分布は一様分布となる。

$$p(\theta) \propto \text{const}$$

2. 母数 θ について、 $\theta \in (0, \infty)$ のみの情報があるとき、 θ の対数が一様で

あるような事前分布を考える。すなわち、 $p(\log \theta) \propto \text{const}$ であるから、

変数変換すれば、

$$p(\theta) \propto \frac{1}{\theta}$$

ルール1を選択する場合、事後分布=尤度となるが、 $\int_{-\infty}^{\infty} p(\theta) \neq 1$ となり、事前分布 $p(\theta)$ は確率の公理を満たさない。このような事前分布を**improper prior distribution**と呼ぶ。

Proper prior

このimproper prior distributionは、ベイズ統計学の整合性を壊す。

そこで、閉区間に局所的な一様分布を考える**principle of stable estimation** (Edwards et al. 1963)が提案されている。例えば、 $\theta \in [a, b]$ であれば、 $p(\theta) = \frac{1}{b-a}$ となり、 $\int_{-\infty}^{\infty} p(\theta) = 1$ と確率の公理を満たす。

また、確率変数の定義を満たしたところで、この一様分布の事前分布には問題がある。

例えば、 $\theta \in [a, b]$ では、 $p(\theta) = \text{const}$ であるが、 $\kappa = \theta^{10}$ としても、ジェフリーズのルールに従えば、 $p(\kappa) = \text{const}$ となる。しかし、変数変換すれば、そのようにならないことがわかる。

Jefferys prior (Box and Tiao 1973)

対数尤度 $l(\phi|x)$ は、最尤推定値 $\hat{\phi}$ のまわりでテイラー展開すると、 $l(\phi|x) = l(\hat{\phi}|x) - \frac{n}{2}(\phi - \hat{\phi})^2 \left(-\frac{1}{n} \frac{\partial^2 l(\phi|x)}{\partial \phi^2}\right)_{\hat{\phi}}$

θ と ϕ が1対1変数変換であるとき

$$J(\hat{\phi}) = \left(-\frac{1}{n} \frac{\partial^2 l(\phi|x)}{\partial \phi^2}\right)_{\phi=\hat{\phi}} = \left(-\frac{1}{n} \frac{\partial^2 l(\phi|x)}{\partial \theta^2}\right)_{\theta=\hat{\theta}} \left(\frac{\partial \theta}{\partial \phi}\right)_{\theta=\hat{\theta}}^2$$

$$= J(\hat{\theta}) \left(\frac{\partial \theta}{\partial \phi}\right)_{\theta=\hat{\theta}}^2. \quad \text{このとき、} \left|\frac{\partial \theta}{\partial \phi}\right|_{\theta=\hat{\theta}} \propto J^{-1/2}(\hat{\theta})$$

となるように変換 ϕ を選べば、 $J(\hat{\phi})$ は定数となり、尤度は $(\phi - \hat{\phi})^2$ の関数となる。 ϕ に関して近似的データ移動型 (データに対しても尤度の形は同じまま移動する)。このとき、無情報事前分布は $p(\theta) \propto \left|\frac{\partial \theta}{\partial \phi}\right|_{\theta=\hat{\theta}} \propto J^{-1/2}(\hat{\theta})$

Jefferys prior (Box and Tiao 1973)

対数尤度 $l(\phi|x)$ は、最尤推定値 $\hat{\phi}$ のまわりでテイラー展開すると、 $l(\phi|x) = l(\hat{\phi}|x) - \frac{n}{2}(\phi - \hat{\phi})^2 \left(-\frac{1}{n} \frac{\partial^2 l(\phi|x)}{\partial \phi^2}\right)_{\hat{\phi}}$

θ と ϕ が1対1変数変換であるとき

$$J(\hat{\phi}) = J(\hat{\theta}) \left(\frac{\partial \theta}{\partial \phi}\right)_{\theta=\hat{\theta}}^2. \quad \text{このとき、} \left|\frac{\partial \theta}{\partial \phi}\right|_{\theta=\hat{\theta}} \propto J^{-1/2}(\hat{\theta})$$

となるように変換 ϕ を選べば、

$$l(\phi|x) = l(\hat{\phi}|x) - \frac{n}{2}(\phi - \hat{\phi})^2$$

となり、形状は $l(\hat{\phi}|x)$ のまま移動させる ϕ に関して近似的データ移動型となる。

一般には

$$\left| \frac{\partial \theta}{\partial \phi} \right|_{\theta=\hat{\theta}} \propto I^{-1/2}(\theta)$$

となる。 $I(\theta)$ はフィッシャー情報量を示す。

すなわち、母数 θ の事前分布は、フィッシャー情報量 $I(\theta)$ に比例させるというルールである。これが、ジェフリーズが提唱した母数の変換の不変性から導いた分布に一致するので、

ジェフリーズの事前分布と呼ばれる。

データ情報最大化事前分布

データ情報最大化事前分布Zellner(1971)は、データのもつ情報と比較して、事前情報のもつ情報を最小にするような分布を無情報事前分布としている。

情報を情報理論の枠組みで定義すると、事前分布における情報量と事後分布における情報量との差として伝達情報量で定義できる。

すなわち、

$$G = - \int_{\Theta} p(\theta) \log p(\theta) d\theta + \int_{\Theta} \int_{\mathcal{X}} p(\theta|x) \log p(\theta|x) p(x) dx p(\theta) d\theta$$

を最大化させる事前分布を、データ情報最大化事前分布(maximum data information distribution)と呼ぶ。

自然共役事前分布(最も一般的!!)

ベイズ統計の中で最も一般的で、ベイズ的な有効性を発揮できると考えられるのが、この自然共役事前分布である。

これまでの事前分布では、データを得る前の事前分布とデータを得た後の事後分布は、分布の形状が変化する。

しかし、データの有無にかかわらず、分布の形状は同一のほうが自然。そこで、事前分布と事後分布が同一の分布族に属するとき、その事前分布を自然共役事前分布(natural conjugate prior distribution)と呼ぶ。

ここでは、特にこの自然共役事前分布を中心にベイズ的推論を行うようにする。

自然共役事前分布を用いた推定例

例7 (二項分布)

$$f(x|\theta, n) = \binom{n}{x} \theta^x (1-\theta)^{n-x}$$

コインを投げて n 回中 x 回表が出たときの確率 θ をベイズ推定しよう。

尤度関数は、 $\binom{n}{x} \theta^x (1-\theta)^{n-x}$ であり、

二項分布の自然共役事前分布は、以下のベータ分布(Beta(α, β))である。

$$p(\theta|\alpha, \beta) = \frac{\Gamma(\alpha + \beta)}{\Gamma(\alpha)\Gamma(\beta)} \theta^{\alpha-1} (1-\theta)^{\beta-1}$$

事後分布は、

$$p(\theta|n, x, \alpha, \beta) = \frac{\Gamma(n + \alpha + \beta)}{\Gamma(x + \alpha)\Gamma(n - x + \beta)} \theta^{x+\alpha-1} (1-\theta)^{n-x+\beta-1}$$

とやはりベータ分布となる。対数を取り、以下の対数事後分布を最大化すればよい。

$$\begin{aligned} \log p(\theta|n, x, \alpha, \beta) &= \log \frac{\Gamma(n + \alpha + \beta)}{\Gamma(x + \alpha)\Gamma(n - x + \beta)} + (x + \alpha - 1) \log \theta + (n - x + \beta - 1) \log(1 - \theta) \end{aligned}$$

以下の対数事後分布を最大化すればよい。

$$\begin{aligned} \log p(\theta|n, x, \alpha, \beta) &= \log \frac{\Gamma(n + \alpha + \beta)}{\Gamma(x + \alpha)\Gamma(n - x + \beta)} + (x + \alpha - 1) \log \theta + (n - x + \beta - 1) \log(1 - \theta) \end{aligned}$$

$\frac{\partial \log p(\theta|n, x, \alpha, \beta)}{\partial \theta} = 0$ のとき、対数事後分布は最大となるので、

$$\begin{aligned} \frac{\partial \log p(\theta|n, x, \alpha, \beta)}{\partial \theta} &= \frac{(x + \alpha - 1)}{\theta} - \frac{(n - x + \beta - 1)}{1 - \theta} \\ &= \frac{x + \alpha - 1 - x\theta - \alpha\theta + \theta - n\theta + x\theta - \beta\theta + \theta}{\theta(1 - \theta)} \\ &= \frac{x + \alpha - 1 - (n + \alpha + \beta - 2)\theta}{\theta(1 - \theta)} = 0 \end{aligned}$$

$\theta(1-\theta) \neq 0$ とすると

$$\hat{\theta} = \frac{x + \alpha - 1}{n + \alpha + \beta - 2}$$

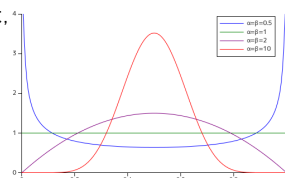
がベイズ推定値となる。さて、 α, β は事前分布のパラメータであるが、これをハイパーパラメータ(hyper parameter)と呼ぶ。このハイパーパラメータによって、事前分布はさまざまな形状をとる(図)。

例えば、事前分布が一様となる

場合(Beta(1, 1))の推定値は、

$$\hat{\theta} = \frac{x}{n}$$

となり、最尤解に一致する。



EAP推定量

$$\hat{\theta} = \frac{x + \alpha}{n + \alpha + \beta}$$

となり、例えば、事前分布が一様となる

場合(Beta(1, 1))の推定値は

$$\hat{\theta} = \frac{x + 1}{n + 2}$$

データがない場合は、 $\hat{\theta} = \frac{1}{2}$ となり、データが増えるごとに真値に近づく。

EAP推定量でジェフリーズ事前分布

$$\hat{\theta} = \frac{x + \alpha}{n + \alpha + \beta}$$

となり、例えば、事前分布が一様となる

場合(Beta(1, 1))の推定値は

$$\hat{\theta} = \frac{x + 1/2}{n + 1}$$

データがない場合は、一様分布同様に $\hat{\theta} = \frac{1}{2}$ となるが、一様分布よりもデータに速く影響を受ける。

例8 (正規分布)

$$P(x_i | \mu, \sigma^2) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma} \exp\left\{-\frac{(x_i - \mu)^2}{2\sigma^2}\right\}$$

$(x_1, \dots, x_n)$ を得たときの μ, σ^2 を求めよう。

尤度は、 $L = \prod_{i=1}^n \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma} \exp\left\{-\frac{(x_i - \mu)^2}{2\sigma^2}\right\} = \left(\frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma}\right)^n \exp\left\{-\sum_{i=1}^n \frac{(x_i - \mu)^2}{2\sigma^2}\right\}$

このとき、自然共役事前分布は、 $\sigma_0^2 = \frac{\sigma^2}{n_0}$ (注: n_0 事前分布への信念の強さ)として

$$p(\mu) = N(\mu_0, \sigma_0^2) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma_0} \exp\left\{-\frac{(\mu - \mu_0)^2}{2\sigma_0^2}\right\} \propto \left(\frac{\sigma^2}{n_0}\right)^{-\frac{1}{2}} \exp\left\{-\frac{n_0(\mu - \mu_0)^2}{2\sigma^2}\right\}$$

$$p(\sigma^2) = Ig(v_0, \lambda_0) = \frac{(\lambda_0/2)^{\frac{1}{2}v_0}}{\Gamma(\frac{1}{2}v_0)} (\sigma^2)^{-\frac{1}{2}v_0-1} \exp\left(-\frac{\lambda_0}{2\sigma^2}\right) \quad (\text{逆ガンマ分布})$$

$$\propto (\sigma^2)^{-\frac{1}{2}v_0-1} \exp\left(-\frac{\lambda_0}{2\sigma^2}\right)$$

事前分布はこれらの積の形で以下のように表される。自由度 $v_0 = n_0 - 1$ とすると

$$\begin{aligned} p(\mu, \sigma^2) &= p(\mu | \mu_0, \sigma_0^2) p(\sigma^2 | v_0, \lambda_0) \\ &\propto \left(\frac{\sigma^2}{n_0}\right)^{-\frac{1}{2}} \exp\left\{-\frac{n_0(\mu - \mu_0)^2}{2\sigma^2}\right\} (\sigma^2)^{-\frac{1}{2}v_0-1} \exp\left(-\frac{\lambda_0}{2\sigma^2}\right) \\ &\propto (\sigma^2)^{-\frac{1}{2}(v_0+1)-1} \exp\left\{-\frac{\lambda_0 + n_0(\mu - \mu_0)^2}{2\sigma^2}\right\} \end{aligned}$$

ここで、 $n_0, \mu_0, v_0, \lambda_0$ はハイパーパラメータであり、 $n_0 = v_0 + 1$ という関係にある。

一方、これを尤度に掛け合わせて事後分布を導くのであるが、計算の簡便さのために以下のように尤度を変形させる。

$$L = \left(\frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma}\right)^n \exp\left\{-\sum_{i=1}^n \frac{(x_i - \mu)^2}{2\sigma^2}\right\}$$

ここで指数部分 $\exp\left\{-\sum_{i=1}^n \frac{(x_i - \mu)^2}{2\sigma^2}\right\}$ を三平方の定理により、推定平均 $\bar{x}$ を介して、以下のように分解する。

$$\sum_{i=1}^n \frac{(x_i - \mu)^2}{2\sigma^2} = \sum_{i=1}^n \frac{(x_i - \bar{x})^2}{2\sigma^2} + \frac{(\bar{x} - \mu)^2}{2\sigma^2}$$

$$\begin{aligned} \text{これより、尤度} L \text{は、} L &= \left(\frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma}\right)^n \exp\left\{-\sum_{i=1}^n \frac{(x_i - \mu)^2}{2\sigma^2}\right\} \\ &= \left(\frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma}\right)^n \exp\left\{-\sum_{i=1}^n \frac{(x_i - \bar{x})^2}{2\sigma^2}\right\} \exp\left\{-\frac{n(\bar{x} - \mu)^2}{2\sigma^2}\right\} \\ &= \left(\frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma}\right)^n \exp\left\{-\frac{S^2 + n(\bar{x} - \mu)^2}{2\sigma^2}\right\} \end{aligned}$$

ただし、ここで、 $\bar{x} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n x_i, S^2 = \sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})^2$

この尤度 L と先の事前分布を掛け合わせることで、以下のような事後分布が得られる。

$$\begin{aligned}
 p(\mu, \sigma^2 | x) &\propto L \times p(\mu, \sigma^2) \\
 &= \left(\frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma} \right)^n \exp \left\{ -\frac{S^2 + n(\mu - \bar{x})^2}{2\sigma^2} \right\} \\
 &\quad \times (\sigma^2)^{-\frac{1}{2}(v_0+1)-1} \exp \left\{ -\frac{\lambda_0 + n_0(\mu - \mu_0)^2}{2\sigma^2} \right\} \\
 &\stackrel{v_0 = n_0 - 1 \text{より}}{\propto} (\sigma^2)^{-\frac{1}{2}(n+n_0)-1} \exp \left\{ -\frac{\lambda_0 + S^2 + n_0(\mu - \mu_0)^2 + n(\mu - \bar{x})^2}{2\sigma^2} \right\}
 \end{aligned}$$

さらに、指数部分のうち、 $\lambda_0 + S^2$ 以外の部分に、平方完成を行うと、

$$p(\mu, \sigma^2 | x) \propto (\sigma^2)^{-\frac{1}{2}(n+n_0)-1} \exp \left\{ -\frac{\lambda_* + (n_0 + n)(\mu - \mu_*)^2}{2\sigma^2} \right\}$$

ただし、 $\lambda_* = \lambda_0 + S^2 + \frac{n_0 n (\bar{x} - \mu_0)^2}{n_0 + n}$, $\mu_* = \frac{n_0 \mu_0 + n \bar{x}}{n_0 + n}$

この事後分布もまた、正規分布と逆ガンマ分布の積となり、
 $N \times IG(n_0 + n, \mu_*, v_0 + n, \lambda_*)$
 事後分布は、 μ と σ^2 の同時事後確率分布であることがわかる。

μの周辺事後分布

このように、複数のパラメータを同時に最大化させる場合、つぎのような周辺化 (marginalization) を行い、個々のパラメータの分布を導く。このような分布を周辺事後分布 (marginal posterior distribution) と呼ぶ。

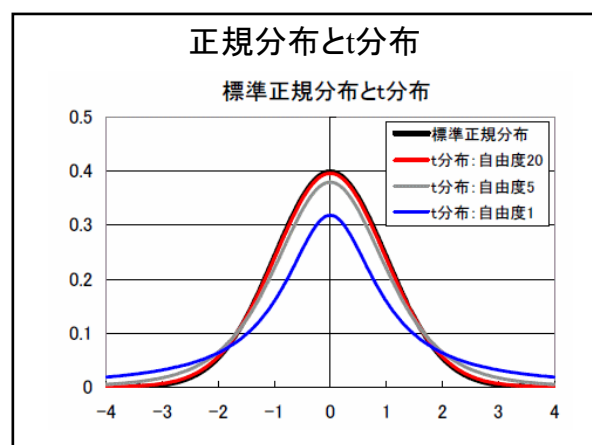
$$\begin{aligned}
 p(\mu | x) &= \int_0^\infty p(\mu, \sigma^2 | x) p(\sigma^2) d\sigma^2 \\
 &\propto \frac{\Gamma\left[\frac{(v_* + 1)}{2}\right]}{\sqrt{\frac{v_* \pi \lambda_*}{n_*}} \Gamma\left(\frac{v_*}{2}\right)} \left\{ 1 + \frac{(\mu - \mu_*)^2}{\mu_*} \right\}^{-\frac{1}{2}(v_* + 1)} \\
 &\equiv t(v_*, \mu_*, \lambda_*/n_*)
 \end{aligned}$$

μ の周辺事後分布は、t 分布 $t(v_*, \mu_*, \lambda_*/n_*)$ に従う。

MAP推定値

事後確率最大化によるベイズ推定値は、t 分布のモードが μ_* であることより、
 μ の MAP 推定値は、

$$\hat{\mu} = \frac{n_0 \mu_0 + n \bar{x}}{n_0 + n}$$

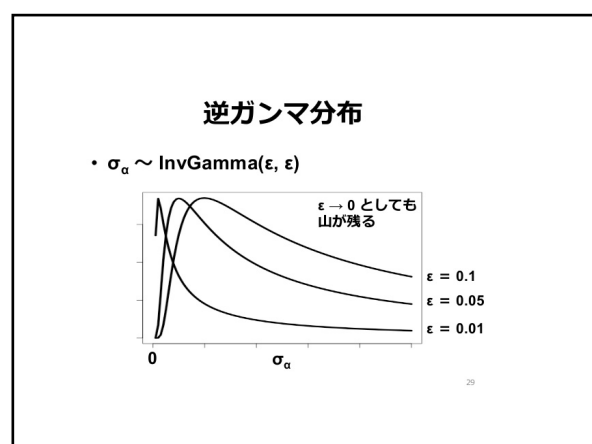


σ²の周辺事後分布

σ²についての周辺事後分布は

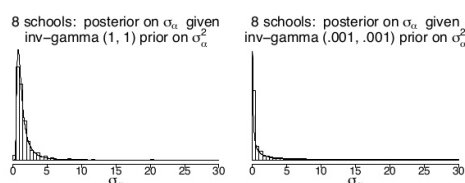
$$\begin{aligned}
 p(\sigma^2 | x) &= \int_0^\infty p(\mu, \sigma^2 | x) p(\mu) d\mu \\
 &\propto \frac{\lambda_*^{\frac{v_*}{2}}}{2^{\frac{v_*}{2}} \Gamma\left(\frac{v_*}{2}\right)} (\sigma^2)^{-\frac{v_*}{2}-1} \exp\left(-\frac{\lambda_*}{2\sigma^2}\right)
 \end{aligned}$$

となり、σ²の周辺事後分布は、逆ガンマ分布 $IG(v_*/2, \lambda_*/2)$ に従うことがわかる。



8-schools 逆ガンマ分布

- 左: $\varepsilon = 1$, 右: $\varepsilon = 0.001$
- ε によって事後分布が大きく異なる



37

MAP推定値

σ^2 のベイズ推定値は, 逆ガンマ分布のモードが $\frac{\lambda_{*}/2}{\nu_{*}/2+1} = \frac{\lambda_{*}}{\nu_{*}+2}$ であることより, σ^2 のMAP推定値は,

$$\widehat{\sigma^2} = \frac{\left\{ \lambda_0 + S^2 + \frac{n_0 n (\bar{x} - \mu_0)^2}{n_0 + n} \right\}}{\nu_* + 2}$$

EAP推定値

μ のEAP推定値は, 平均値とモードが同一なので

$$\hat{\mu} = \frac{n_0 \mu_0 + n \bar{x}}{n_0 + n}$$

σ^2 のMAP推定値は, 逆ガンマ分布のモードが $\frac{\lambda_{*}/2}{\nu_{*}/2-1} = \frac{\lambda_{*}}{\nu_{*}-2}$ であることより,

$$\widehat{\sigma^2} = \frac{\left\{ \lambda_0 + S^2 + \frac{n_0 n (\bar{x} - \mu_0)^2}{n_0 + n} \right\}}{\nu_* - 2}$$

EAPの分散のほうがMAPの分散が大きく推定される。→ データの分散が大きいことはデータの特徴をよく理解できることを示し, よい推定量であることを示す。

注意

データの分散を大きくすることはよい

しかし,

推定値の分散を大きくすることは 推定値の悪さを示しているので良くないことに注意。

例題

以下のどちらのかけを選ぶと得か？

1. 50個の赤玉と50個の白玉が入った壺から一つ玉を取り出し, それが赤玉であつたら1万円もらえる。白玉であつたら1万円支払う。
2. 赤玉と白玉が合わせて100個入った壺から一つ玉を取り出し, それが赤玉であつたら1万円もらえる。白玉であつたら1万円支払う。

赤玉の出る確率は

1. 50個の赤玉と50個の白玉が入った壺から一つ玉を取り出し, それが赤玉(A)の確率

$$P(A) = \frac{50}{50 + 50}$$

2. 赤玉と白玉が合わせて100個入った壺から一つ玉を取り出し, それが赤玉であつたら1万円もらえる。白玉であつたら1万円支払う。

$P(A) = \psi$ とする。

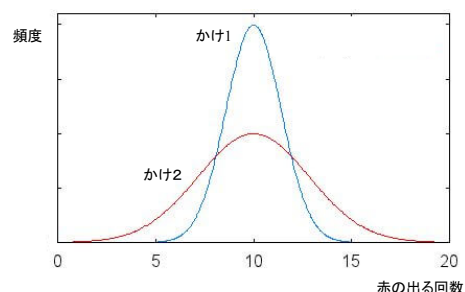
$$E(P(\psi)) = \int_0^1 P(\psi) d\psi = \frac{1}{2}$$

例題

以下のどちらのかけを選ぶと得か？

1. 50個の赤玉と50個の白玉が入った壺から一つ玉を取り出し、それが赤玉であったら1万円もらえる。白玉であったら1万円支払う。これを100回繰り返す。
2. 赤玉と白玉が合わせて100個入った壺から一つ玉を取り出し、それが赤玉であったら1万円もらえる。白玉であったら1万円支払う。これを100回繰り返す。

賭け1は博打性大



18. データから統計モデルを選択

統計モデルのパラメータ(母数)をデータから推定するには、尤度最大化により漸近的一致性が得られた。

ひとつのデータに対して、複数のモデルからどのモデルが一番よいかを決定するときに、尤度最大化は使えるのであろうか？

→

モデル選択基準

AIC (1973)

Akaike Information Criterion

$$AIC = -2E[\ln L] = -2\ln L + 2k$$

ここで、 $\ln L$ は対数最大尤度、 k はモデルのパラメータ数

Akaike, H., "Information theory and an extension of the maximum likelihood principle", *Proceedings of the 2nd International Symposium on Information Theory*, Petrov, B. N., and Caski, F. (eds.), Akadimiai Kiado, Budapest: 267-281 (1973).

AICは一致性を持たない

尤度はモデルを複雑にするといくらでも大きくなってしまいます。そこでその平均を考えるとモデルの複雑さ(パラメータ数)をペナルティとして考えないといけなことがわかる。

しかし、AICはデータ数を増やしても真のモデルを選択する確率が1.0に収束しない。

ベイズではモデルの確率を考える

m :モデル, M :モデル候補集合, x :データ

$$p(m|x) = \frac{p(x|m)p(m)}{\sum_{i=1}^M p(x|m_i)p(m_i)}$$

今、すべての $p(m)$ が同一だと考えると

$p(x|m)$ が最大となるモデルを選択すればよい。

ここで

$$p(x|m) = \int_{\Theta} p(x|\theta, m)p(\theta|m)d\theta$$

を周辺尤度と呼ぶ。

19 周辺尤度

ベイズ統計では、一般的に、モデル選択のために以下の周辺尤度を最大にするモデルを選択する。

定義19

データ x を所与としたモデル m の尤度を周辺化して周辺尤度 (marginal likelihood), **ML** と呼ぶ。

$$p(x|m) = \int_{\Theta} p(x|\theta, m) p(\theta|m) d\theta$$

BIC(Schwarz 1978)

周辺尤度は、モデルごとにパラメータ空間を積分消去しなければならない。より、簡単に用いるために周辺尤度の漸近近似としてBICが求められた。これは漸近一様性を持つ。

$$\text{BIC} = \ln(L) - \frac{1}{2} k \ln(n)$$

ここで、 $\ln L$ は対数最大尤度、 k はモデルのパラメータ数、 n はデータ数。

Schwarz, Gideon E. (1978), "Estimating the dimension of a model", *Annals of Statistics*, 6 (2): 461-464

20. 予測分布

データやモデルを用いて推論を行う重要な目的の一つに、未知の事象の予測が挙げられる。この予測問題のためには、最もよく用いられるのは、

$$p(y|\hat{\theta})$$

で示されるplug-in distributionと呼ばれる分布である。しかし、 $\hat{\theta}$ は推定値であるためにそのサンプルのとり方によってこの分布は大きく変化する。ベイズ的アプローチでは、この θ のばらつき(θ の事後分布)を考慮し、以下のように予測分布を定義する。

定義18

モデル m から発生されるデータ x により、未知の変数 y の分布を予測するとき、以下の分布を予測分布 (predictive distribution) と呼ぶ。

$$p(y|x, m) = \int_{\Theta} p(y|\theta, m) p(\theta|x, m) d\theta$$

例9 (二項分布) ベータ分布を事前分布とした二項分布の予測分布は、以下のようになる。

$$\begin{aligned} p(y|x) &= \int_{\Theta} p(y|\theta) p(\theta|x) d\theta \\ &= \int_{\Theta} \binom{n}{y} \theta^y (1-\theta)^{n-y} \frac{\Gamma(n+\alpha+\beta)}{\Gamma(x+\alpha)\Gamma(n-x+\beta)} \\ &\quad \times \theta^{x+\alpha-1} (1-\theta)^{n-x+\beta-1} d\theta \\ &\propto \binom{n}{y} \frac{\Gamma(y+1)\Gamma(n-y+1)}{\Gamma(n+2)} \frac{\Gamma(x+\alpha)(n-x+\beta)}{\Gamma(n+\alpha+\beta)} \\ &= \frac{n!}{y!(n-y)!} \frac{\Gamma(y+1)\Gamma(n-y+1)}{\Gamma(n+2)} \frac{\Gamma(x+\alpha)(n-x+\beta)}{\Gamma(n+\alpha+\beta)} \end{aligned}$$

特に、 α, β が整数のとき

$$p(y|x) \propto \frac{n!}{y!(n-y)!} \frac{y!(n-y)!}{(n+1)!} \frac{(x+\alpha-1)!(n-x+\beta-1)!}{(n+\alpha+\beta-1)!}$$

例10 (正規分布) 事前分布を $N(\mu, \sigma^2)$ 分布

$$p(\mu, \sigma^2) = p(\mu|\sigma^2)p(\sigma^2)$$

$$\begin{aligned} &\propto \left(\frac{\sigma^2}{n_0}\right)^{-\frac{1}{2}} \exp\left\{-\frac{n_0(\mu-\mu_0)^2}{2\sigma^2}\right\} (\sigma^2)^{-\frac{1}{2}v_0-1} \exp\left(-\frac{\lambda_0}{2\sigma^2}\right) \\ &= (\sigma^2)^{-\frac{1}{2}(v_0+1)-1} \exp\left\{-\frac{\lambda_0 + n_0(\mu-\mu_0)^2}{2\sigma^2}\right\} \end{aligned}$$

とすると、事後分布は

$$p(\mu, \sigma^2|x) \propto (\sigma^2)^{-\frac{1}{2}(n+n_0)-1} \exp\left\{-\frac{\lambda_* + (n_0+n)(\mu-\mu_*)^2}{2\sigma^2}\right\}$$

ただし、 $\lambda_* = \lambda_0 + S^2 + \frac{n_0 n(\bar{x}-\mu_0)^2}{n_0+n}$, $\mu_* = \frac{n_0\mu_0 + n\bar{x}}{n_0+n}$

予測分布は

$$p(x_{n+1}|x) = \int \int p(x_{n+1}|\mu, \sigma^2) p(\mu, \sigma^2|x_1, \dots, x_n) d\mu d\sigma^2$$

ここで、 $p(x_{n+1}|\mu, \sigma^2) \propto (\sigma^2)^{-1} \exp\left\{-\frac{(x_{n+1}-\mu)^2}{2\sigma^2}\right\}$

$$\begin{aligned} p(x_{n+1}|x) &= \int \int p(x_{n+1}|\mu, \sigma^2) p(\mu, \sigma^2|x_1, \dots, x_n) d\mu d\sigma^2 \\ &\propto \int \int (\sigma^2)^{-\frac{v+1}{2}-2} \exp\left[-\frac{(x_{n+1}-\mu)^2 + S^2 + n(\mu-\bar{x})^2}{2\sigma^2}\right] d\mu d\sigma^2 \\ &= \int \int (\sigma^2)^{-\frac{v+1}{2}-2} \exp\left[-\frac{1}{2\sigma^2}\left\{(n+1)(\mu-\bar{\mu})^2 + S^2\right.\right. \\ &\quad \left.\left.+ \frac{n}{n+1}(x_{n+1}-\bar{x})^2\right\}\right] d\mu d\sigma^2 \\ &\propto \int (\sigma^2)^{-\frac{v+1}{2}-2} \exp\left[-\frac{1}{2\sigma^2}\left\{S^2 + \frac{n}{n+1}(x_{n+1}-\bar{x})^2\right\}\right] d\sigma^2 \\ &\propto \left\{S^2 + \frac{n}{n+1}(x_{n+1}-\bar{x})^2\right\}^{-\frac{v+1}{2}} \end{aligned}$$

$$\propto \left[1 + \left\{ \frac{x_{n+1} - \bar{x}}{\sqrt{\frac{n+1}{nv} S^2}} \right\}^2 / v \right]^{-\frac{v+1}{2}}$$

ただし、ここで

$$\bar{\mu} = \frac{n\bar{x} + x_{n+1}}{n+1}$$

ここで、

$$t = \frac{x_{n+1} - \bar{x}}{\sqrt{\frac{n+1}{nv} S^2}}$$

とおくとき、 t は自由度 v の t 分布に従う。

21.マルコフ連鎖モンテカルロ法 (MCMC法)

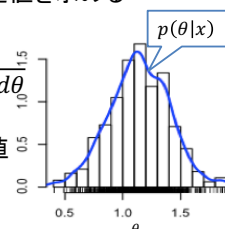
確率分布をサンプリング近似する手法

ベイズ推定では、パラメータの事後分布を推定し、得られた分布形に基づいて推定値を求める

$$p(\theta|x) = \frac{p(\theta) \prod_{i=1}^n f(x_i|\theta)}{\int_{\Theta} p(\theta) \prod_{i=1}^n f(x_i|\theta) d\theta}$$

$\arg\max_{\theta} p(\theta|x) \rightarrow$ MAP推定値

$E_{\theta}[p(\theta|x)] \rightarrow$ EAP推定値



代表的なMCMCアルゴリズム

1. ギブスサンプリング
2. メトロポリスヘイスティンクス

他のMCMCアルゴリズム:

スライスサンプリング

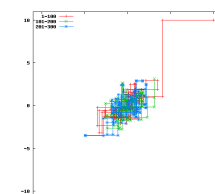
ハミルトニアンモンテカルロ

以降では、多次元パラメータ $\theta = \{\theta_1, \dots, \theta_K\}$ の事後分布をMCMCで推定することを想定

1. ギブスサンプリング

事後分布 $p(\theta|x)$ から直接にはサンプリングできないが、パラメータごとの条件付き分布 $p(\theta_i|x, \theta^{\setminus i})$ からはサンプリングができる場合に利用できる手法
(ここで、 $\theta^{\setminus i} = \theta \setminus \{\theta_i\}$)

パラメータごとの条件付き分布から順にサンプリングを繰り返す



2次元正規分布の例
<http://d.hatena.ne.jp/jethead/20120119/1326987540> より

アルゴリズム

以下を十分な回数繰り返す

$$\theta_1 \sim p(\theta_1|x, \theta^{\setminus 1})$$

$$\theta_2 \sim p(\theta_2|x, \theta^{\setminus 2})$$

⋮

$$\theta_K \sim p(\theta_K|x, \theta^{\setminus K})$$

サンプリングしたパラメータ値 θ を保存

例: 正規分布のパラメータ推定

$x_i \sim N(\mu, \sigma^2)$ とする n 個のサンプル $x = \{x_1, \dots, x_n\}$ を所与としてパラメータ μ, σ^2 を推定

パラメータの同時事後分布はサンプリング可能な既知の分布とならないため、この分布から直接サンプリングすることはできない

$$p(\mu, \sigma^2|x) = \frac{p(\mu)p(\sigma^2) \prod_{i=1}^n f(x_i|\mu, \sigma)}{\int p(\mu)p(\sigma^2) \prod_{i=1}^n f(x_i|\mu, \sigma) d\mu, \sigma}$$

しかし、以下の条件付き分布は、それぞれ既知の分布になるため、サンプリングが可能

$$p(\mu|x, \sigma^2), p(\sigma^2|x, \mu)$$

μ, σ^2 の事前分布に一樣分布を仮定すると

$$p(\mu|x, \sigma^2) = N\left(\frac{1}{N} \sum_{i=1}^n x_i, \frac{\sigma^2}{N}\right)$$

$$p(\sigma^2|x, \mu) = IG\left(\frac{n}{2} + 1, \frac{\sum_{i=1}^n (x_i - \mu)^2}{2}\right)$$

正規分布や逆ガンマ分布 $IG()$ からの乱数生成手法は既知

多くのプログラミング言語にはこれらの乱数生成器が実装されている

2. メトロポリスヘイスティングス

条件付き分布からもサンプリングできないときに利用

Step1:

現在のパラメータ値 θ の付近の候補値 θ^* を,

提案分布 (proposal distribution) $p(\theta^*|\theta)$ から生成

一般に $q(\theta^*|\theta) = MN(\theta^*|\theta, I\sigma)$

MNは多次元正規分布, I は単位行列, σ は微小な値(0.01等)

Step2:

以下の採択確率に基づいて候補値 θ^* を採択

$$\alpha(\theta^*, \theta) = \min\left\{1, \frac{p(\theta^*|x)q(\theta|\theta^*)}{p(\theta|x)q(\theta^*|\theta)}\right\}$$

$$(q(\theta^*|\theta) = MN(\theta^*|\theta, I\sigma) \text{ のとき } \alpha(\theta^*, \theta) = \min\left\{1, \frac{p(\theta^*|x)}{p(\theta|x)}\right\})$$

棄却された場合には $\theta^* = \theta$ とする

考え方

$$p(\theta \rightarrow \theta^*) = q(\theta^*|\theta) \alpha(\theta^*)$$

$$p(\theta^* \rightarrow \theta) = q(\theta|\theta^*) \alpha(\theta)$$

$$\frac{\alpha(\theta^*)}{\alpha(\theta)} = \frac{p(\theta^*|x)q(\theta|\theta^*)}{p(\theta|x)q(\theta^*|\theta)}$$

採択確率計算時のポイント

事後分布の分母は多重積分を含むため計算困難

$$p(\theta|x) = \frac{p(\theta) \prod_{i=1}^n f(x_i|\theta)}{\int p(\theta) \prod_{i=1}^n f(x_i|\theta) d\theta}$$

しかし, 採択確率の計算ではこの項は消去可能

$$\frac{p(\theta^*|x)}{p(\theta|x)} = \frac{\frac{p(\theta^*) \prod_{i=1}^n f(x_i|\theta^*)}{\int p(\theta^*) \prod_{i=1}^n f(x_i|\theta^*) d\theta^*}}{\frac{p(\theta) \prod_{i=1}^n f(x_i|\theta)}{\int p(\theta) \prod_{i=1}^n f(x_i|\theta) d\theta}} = \frac{p(\theta^*) \prod_{i=1}^n f(x_i|\theta^*)}{p(\theta) \prod_{i=1}^n f(x_i|\theta)}$$

3. メトロポリス with ギブス

メトロポリスヘイスティングスでは, パラメータ数が増加すると, パラメータ値が改悪される方向に進むときに, 採択確率 $\frac{p(\theta^*|x)}{p(\theta|x)}$ が極端に小さくなり, 更新が進まなくなることがある

メトロポリスヘイスティングス with ギブス

パラメータごとにメトロポリスヘイスティングスを実行する手法

アルゴリズム

Init $\theta = \{\theta_1 \dots \theta_K\}$ # 初期値をランダムに設定

For loop = 1 to Max Loop:

For $i = 1, \dots, K$:

• 現在の値を所与として θ_i の候補値 θ_i^* を生成
 $\theta_i^* \sim N(\theta_i, \sigma^2)$

• 採択確率に基づき θ_i^* を採択 (または棄却)

$$\alpha(\theta_i^*, \theta_i) = \min\left\{1, \frac{p(\theta_i^*|x, \theta^{(i)})}{p(\theta_i|x, \theta^{(i)})}\right\}$$

end for

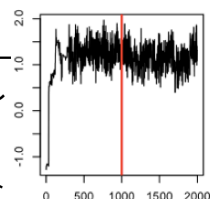
現在のパラメータ値を保存

end for

得られたサンプル集合を事後分布からのサンプルとみなし, 所望の統計量を計算

サンプルの選択(バーンイン)

アルゴリズム初期のサンプルは、初期値に依存するため、一定回数サンプリングを繰り返した後のサンプルを利用する



初期値に依存しなくなったみなすまでの時間をバーンイン期間と呼ぶ

サンプルの選択(インターバル)

メトロポリスヘイスティンクスは、サンプル間の自己相関(隣接するサンプル間の依存性)が高いため、一定区間でサンプルを間引いて用いる必要がある

間引く間隔をインターバル期間と呼ぶ

アルゴリズム(修正版)

Init $\theta = \{\theta_1 \dots \theta_K\}$ # 初期値をランダムに設定

For loop = 1 to Max Loop:

For $i = 1, \dots, K$:

• 現在の値を所与として θ_i の候補値 θ_i^* を生成
 $\theta_i^* \sim N(\theta_i, \sigma^2)$

• 採択確率に基づき θ_i^* を採択(または棄却)

$$\alpha(\theta_i^*, \theta_i) = \min \left\{ 1, \frac{p(\theta_i^* | x, \theta^{(i)})}{p(\theta_i | x, \theta^{(i)})} \right\}$$

end for

If loop > バーンイン期間:

If loop % interval = 0:

現在のパラメータ値 θ を保持

end for

得られたサンプル集合を用いて所望の統計量を計算

課題

以下のロジスティックモデルのパラメータ a, b, c, d をメトロポリスヘイスティンクス with ギブスサンプリングでEAP推定するプログラムを作成し、ソースコードと推定値を報告せよ。バーンイン、インターバルを変えて分析して報告せよ。

$$p(y_i = 1 | x_i, a, b) = \frac{1}{1 + \exp(-(ax_{1i} + bx_{2i} + cx_{3i} + d))}$$

$$a, b, c, d \sim N(0, 1.0)$$

注意事項

データ($n = 5000$)はウェブページにあります

言語は自由ですがソースコードにはコメントを付与すること

22. (従来手法) 統計的仮説検定

- ある仮説が正しいかどうかを標本(データ)から判定する手法.
- 統計的仮説 (Statistical Hypothesis) :
 - 帰無仮説 (null hypothesis) : 棄却されることを前提とした仮説を表し H_0 とする.
 - 対立仮説 (alternative hypothesis) : 帰無仮説が棄却されたときの採用される仮説を表し H_1 とする.
- 有意水準 α : ユーザが設定する帰無仮説を棄却する基準であり、誤って帰無仮説を棄却してしまう確率を表す.

仮説検定の手順

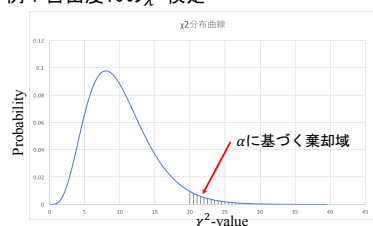
- 帰無仮説 H_0 、対立仮説 H_1 を決める.
- 得られたデータから統計量を求める.
 - 用いる統計量 : T (T分布), F (F分布), χ^2 (χ^2 分布)
- 用いる統計量が確率分布にどれだけ従っているかを表す確率 p 値を求める. p 値は帰無仮説が正しい確率とも言われ、有意水準 α より小さければ、帰無仮説 H_0 は棄却し対立仮説 H_1 を採用する.

独立性検定

$$\text{検定統計量} = \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^m \frac{(\text{観測度数} - \text{期待度数})^2}{\text{期待度数}}$$

$$= \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^m \frac{(x_{ij} - y_{ij})^2}{y_{ij}}$$

- 帰無仮説：2変数間が独立
- 対立仮説：2変数間が従属
- 一般的に χ^2 統計量を用いて自由度dfの χ^2 分布との適合度により独立性を検定する
- 例：自由度10の χ^2 検定



- 検定方法：
 - p値 < α → 従属
 - p値 > α → 独立

仮説検定法の問題点

- 検定の精度：p値と有意水準 α に依存する。

これによって引き起こされる問題

- 真に帰無仮説が正しいが、誤って棄却してしまう。
→ 第一種の過誤 (Type I error) と呼ばれる。
- 真に対立仮説が正しいが、帰無仮説を棄却しない。
→ 第二種の過誤 (Type II error) と呼ばれる。
- ベイジアンネットワークの学習では、誤差によって帰無仮説を棄却してしまうため、過学習を起こし、漸近的に真の構造を推定できる保証がない。

ベイズ的アプローチによる検定

- Bayes factor：
 - 二つのモデルの周辺尤度の比により検定する。
- 漸近的に真の独立性検定が可能である。
- データセットを $\mathbf{X}$ ，独立なモデルを $g_1: p(x_1, x_2) = p(x_1)p(x_2)$ ，従属なモデルを $g_2: p(x_1, x_2) = p(x_1|x_2)p(x_2)$ としたときの周辺尤度の比 Bayes factor (BF)：

$$BF = \frac{p(\mathbf{X} | g_1)}{p(\mathbf{X} | g_2)}$$

BF > 1：独立
BF < 1：従属 と判定する

シミュレーション実験1 -Type I errorの検証-

- 2ノード間が真に独立である構造を用いて実験を行う。
- χ^2 統計量を用いた検定ではデータ数を増やしたとしても Type I errorが発生するが、Bayes factorでは漸的に収束することを示す。
- 実験方法
 - 条件付き確率パラメータを $(p(x_1=1|x_2=1)=0.8, p(x_1=1|x_2=0)=0.2)$ ， $(p(x_1=1|x_2=1)=0.7, p(x_1=1|x_2=0)=0.3)$ ， $(p(x_1=1|x_2=1)=0.6, p(x_1=1|x_2=0)=0.4)$ の3つの条件で、データ数10, 50, 100, 500, 1000, 5000, 10000, 20000, 50000でランダムにデータを発生する。
 - 各手法を用いて各データ数で100回検定を行う。
- 比較手法
 - ✓ Bayes factor, χ^2 検定 ($\alpha=0.05$), G^2 検定 ($\alpha=0.05$)

実験結果 - 確率パラメータ:0.8

表：Type I errorの発生率

	10	50	100	500	1000	5000	10000	20000	50000
BF	0.26	0.07	0.02	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0
χ^2	0.16	0.0	0.0	0.03	0.08	0.07	0.03	0.05	0.01
G^2	0.17	0.05	0.02	0.03	0.08	0.06	0.03	0.05	0.01

表：p値平均

	10	50	100	500	1000	5000	10000	20000	50000
χ^2	0.0	-	-	0.036064	0.026768	0.023187	0.027279	0.020648	0.030637
G^2	0.001127	0.038292	0.02177	0.032469	0.026032	0.019153	0.026245	0.021414	0.030028

※BF: Bayes factor

実験結果 - 確率パラメータ:0.7

表：Type I errorの発生率

	10	50	100	500	1000	5000	10000	20000	50000
BF	0.23	0.09	0.03	0.02	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0
χ^2	0.08	0.08	0.07	0.07	0.05	0.02	0.04	0.08	0.09
G^2	0.14	0.11	0.08	0.07	0.05	0.03	0.04	0.08	0.1

表：p値平均

	10	50	100	500	1000	5000	10000	20000	50000
χ^2	0.0082498	0.019822	0.028824	0.019722	0.025156	0.035909	0.024547	0.026415	0.021641
G^2	0.020995	0.017964	0.030004	0.019436	0.025627	0.041014	0.02444	0.026468	0.024468

※BF: Bayes factor

実験結果 - 確率パラメータ:0.6

表: Type I errorの発生率

	10	50	100	500	1000	5000	10000	20000	50000
BF	0.12	0.04	0.01	0.01	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0
χ^2	0.02	0.06	0.04	0.14	0.03	0.07	0.05	0.04	0.04
G^2	0.08	0.06	0.04	0.14	0.03	0.06	0.05	0.04	0.04

表: p値平均

	10	50	100	500	1000	5000	10000	20000	50000
χ^2	0.015722	0.025221	0.03339	0.027574	0.014073	0.03214	0.018765	0.022972	0.035721
G^2	0.03172	0.02506	0.033419	0.027464	0.014107	0.029259	0.018804	0.022961	0.035726

※BF: Bayes factor

シミュレーション実験2 -Type II errorの検証-

- 2ノード間が真に従属である構造を用いて実験を行い、Type II errorの発生率とp値を検証する。

実験方法

- 条件付き確率パラメータを($p(x_1 = 1|x_2 = 1) = 0.8, p(x_1 = 1|x_2 = 0) = 0.2$), ($p(x_1 = 1|x_2 = 1) = 0.7, p(x_1 = 1|x_2 = 0) = 0.3$), ($p(x_1 = 1|x_2 = 1) = 0.6, p(x_1 = 1|x_2 = 0) = 0.4$)の3つの条件で、データ数10, 20, 30, 40, 50, 100, 200, 500, 1000でランダムにデータを発生する。
- 各手法を用いて各データ数で100回検定を行う。

比較手法

- ✓ Bayes factor, χ^2 検定 ($\alpha = 0.05$), G^2 検定 ($\alpha = 0.05$)

実験結果 - 確率パラメータ:0.8

表: Type II errorの発生率

	10	20	30	40	50	100	200	500	1000
BF	0.3	0.29	0.19	0.11	0.02	0	0	0	0
χ^2	0.61	0.42	0.19	0.1	0.02	0	0	0	0
G^2	0.49	0.32	0.18	0.11	0.02	0	0	0	0

表: p値平均

	10	50	100	500	1000	100	200	500	1000
χ^2	0.27575	0.20121	0.22199	0.11874	0.27337	-	-	-	-
G^2	0.27454	0.23282	0.24667	0.12579	0.28718	-	-	-	-

※BF: Bayes factor

実験結果 - 確率パラメータ:0.7

表: Type II errorの発生率

	10	20	30	40	50	100	200	500	1000
BF	0.62	0.61	0.45	0.44	0.31	0.09	0	0	0
χ^2	0.89	0.75	0.43	0.39	0.23	0.02	0	0	0
G^2	0.72	0.65	0.43	0.37	0.24	0.02	0	0	0

表: p値平均

	10	20	30	40	50	100	200	500	1000
χ^2	0.42438	0.29754	0.31684	0.25316	0.25494	0.07056	-	-	-
G^2	0.43542	0.32035	0.31742	0.26442	0.2483	0.069456	-	-	-

※BF: Bayes factor

実験結果 - 確率パラメータ:0.6

表: Type II errorの発生率

	10	20	30	40	50	100	200	500	1000
BF	0.83	0.87	0.83	0.77	0.7	0.65	0.33	0.05	0
χ^2	0.98	0.88	0.81	0.73	0.62	0.54	0.19	0.01	0
G^2	0.88	0.87	0.79	0.73	0.61	0.54	0.19	0.01	0

表: p値平均

	10	20	30	40	50	100	200	500	1000
χ^2	0.44253	0.42958	0.35118	0.44008	0.34622	0.24334	0.19523	0.051237	-
G^2	0.44174	0.42751	0.35762	0.43911	0.35013	0.24296	0.19504	0.051323	-

※BF: Bayes factor

仮説検定の比較

従来の仮説検定では、結果が不安定で必ず誤差が残るのに対して、ベイズ検定では漸近的に正しい仮説を選ぶことができる。

期待効用

$u(a, \theta)$: 行動 a , 変数 θ のときの効用関数

期待効用

$$E[u(a, \theta)] = \int u(a, \theta)p(\theta)d\theta$$

データ x を所与としたとき, 予測分布 $p(y|x) = \int p(y|\theta)p(\theta|x)d\theta$ を用いて

$$E[u(a, y)] = \int u(a, y)p(y|x)dy$$

が得られる.

期待効用

$u(a, \theta)$: 行動 a , 変数 θ のときの効用関数

期待効用

$$E[u(a, \theta)] = \int u(a, \theta)p(\theta)d\theta$$

例 コインを投げて表が出れば1万円もらえて, 裏が出れば2万円支払うというかけの期待効用は,
 a : かけに参加する, θ : コインの表か裏, となり,
 $u(a, \text{表}) = 1\text{万円}$, $u(a, \text{裏}) = -2\text{万円}$, $p(\text{表}) = \frac{1}{2}$,
 $p(\text{裏}) = \frac{1}{2}$ となる.

$$E[u(a, \theta)] = 10000 \times \frac{1}{2} - 20000 \times \frac{1}{2} = -5000$$

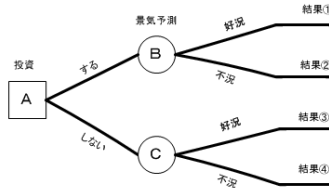
デシジョンツリー



ライフアとシュレイファー
 ベイズ意思決定理論
 期待効用最大化 $\sum P(X_i)P(U_i)$
 デシジョンツリーの開発
 経済学や経営学の分野で大ブ
 レーク



デシジョンツリー



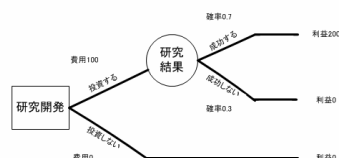
- 意思決定ノード: 意思決定者がコントロールできる行動で、「□」で表わす。
- イベントノード: 意思決定者がコントロールできない事象で「○」で表わす。
- 結果ノード=リンク先で表す
- 結果ノード: 結果価値を得る最終点開いたリンクで表わす。

例題

研究投資には100億円が必要
 研究が成功すると利益が200億円見込める
 研究が成功する割合は70%である

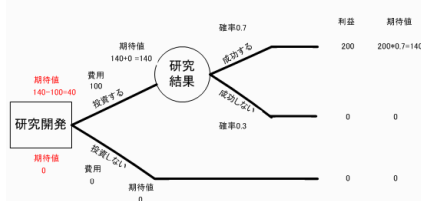
例題

研究投資には100億円が必要
 研究が成功すると利益が200億円見込める
 研究が成功する割合は70%である



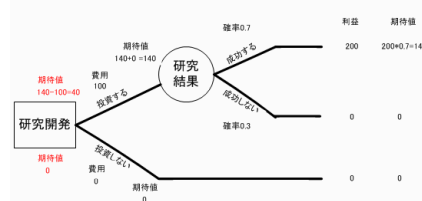
例題

研究投資には100億円が必要
研究が成功すると利益が200億円見込める
研究が成功する割合は70%である



結論

投資したほうが40億円期待値が高いので投資せよ。



演習問題1

A社を100億で買収するかどうかを検討する。
A社は確率0.6で10年で150億が見込まれるが、
確率0.1で100億、確率0.3で倒産し利益0となる。
買収するのがよいか？ それともしないことがよいか？

演習問題2

100億の投資資金がある。
A社かB社に投資するかどうかを考えている。
A社に投資するには50億必要であり、その年の景気がよくなれば60億利益が出る。景気が悪くなれば30億利益が出る。一方、B社に投資するには100億必要であり、その年の景気がよくなれば160億利益が出る。景気が悪くなれば80億利益が出る。投資資金の余った分は、銀行に預け、確実に10%の利子がつく。景気が良くなる確率を0.5とし、A社、B社に投資するか、もしくはどちらにも投資しない場合のどれが良いかを考えよ。

情報を考える

1. 昨日、親友に会いました。
2. 昨日、錦織圭に会いました。

どちらがニュースバリューが高い？

効用関数

$$u(a, \theta) = -\log P(\theta)$$

θ の生起確率が低いほど、 θ の起こったという情報（ニュース価値）が大きくなる。

期待効用関数

$$-\sum_{\theta} P(\theta) \log P(\theta)$$

エントロピーと呼ばれる。

どちらがエントロピーが高い？

1. 昨日、親友に会いました。
2. 昨日、錦織圭に会いました。

明日親友にあう確率=1/2

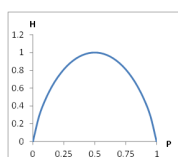
明日錦織圭にあう確率1/10000

$$\begin{aligned} & -P(\text{親友に会う})\log P(\text{親友に会う}) \\ & -P(\text{親友に会わない})\log P(\text{親友に会わない}) \\ & = -\frac{1}{2}\log_2 \frac{1}{2} - \frac{1}{2}\log_2 \frac{1}{2} = 1.0 \end{aligned}$$

$$\begin{aligned} & -P(\text{錦織圭に会う})\log P(\text{錦織圭に会う}) \\ & -P(\text{錦織圭に会わない})\log P(\text{錦織圭に会わない}) \\ & = -\frac{1}{10000}\log_2 \frac{1}{10000} - \frac{9999}{10000}\log_2 \frac{9999}{10000} = 0.00173 \end{aligned}$$

二値の変数Aのエントロピー

$$H(A) = -\sum_{A=0,1} P(A)\log P(A)$$



エントロピーは
不確かさ
わからなさの指標

問

赤玉と白玉が合わせて100個入ったツボがある。一つ玉を引いて赤玉か白玉が出るエントロピー $H(A)$ はいくらか？

回答

$$\begin{aligned} H(A) &= -P(\text{赤玉})\log P(\text{赤玉}) \\ & \quad -P(\text{白玉})\log P(\text{白玉}) \\ &= -\frac{1}{2}\log_2 \frac{1}{2} - \frac{1}{2}\log_2 \frac{1}{2} = 1.0 \end{aligned}$$

問

ランダムに壺から20個の玉を取り出した。

このとき、赤玉が15個、白玉が5個取り出された。

赤玉の出る確率をベイズ推定せよ。ただし、ベータ分布を事前分布とし、ハイパーパラメータを1/2としてEAP推定せよ。

回答

赤玉が15個、白玉が5個取り出されたデータを X とすると

$$\hat{P}(\text{赤玉}|X) = \frac{15 + 1/2}{20 + 1} = 0.7381$$

$$\hat{P}(\text{白玉}|X) = \frac{5 + 1/2}{20 + 1} = 0.2619$$

問

データが得られた後の赤玉か白玉が出るエントロピーはいくらか？

回答

$$\begin{aligned} H(A|X) &= -P(\text{赤玉}|X)\log P(\text{赤玉}|X) \\ &\quad -P(\text{白玉}|X)\log P(\text{白玉}|X) \\ &= -0.7381 \log_2 0.7381 - 0.2619 \\ &\quad \log_2 0.2619 = 0.8296 \end{aligned}$$

利得情報量

θ の確率分布が $Q(\theta)$ から $P(\theta)$ に変化したときの変化量を効用とする効用関数は

$$u(a, \theta) = (-\log Q(\theta)) - (-\log P(\theta))$$

期待効用は

$$\begin{aligned} &\sum_{\theta} P(\theta) [(-\log Q(\theta)) - (-\log P(\theta))] \\ &= \sum_{\theta} P(\theta) \log \frac{P(\theta)}{Q(\theta)} \quad Q(\theta) \text{と} P(\theta) \text{の差を示す。} \\ &\theta \text{が連続量の場合は} \\ &= \int_{\theta} P(\theta) \log \frac{P(\theta)}{Q(\theta)} \end{aligned}$$

利得情報量

θ の確率分布が $Q(\theta)$ から $P(\theta)$ に変化したときの変化量を効用とする効用関数は

$$u(a, \theta) = (-\log Q(\theta)) - (-\log P(\theta))$$

期待効用は

$$\begin{aligned} &\sum_{\theta} P(\theta) [(-\log Q(\theta)) - (-\log P(\theta))] \\ &= \sum_{\theta} P(\theta) \log \frac{P(\theta)}{Q(\theta)} \quad Q(\theta) \text{と} P(\theta) \text{の差を示す。} \end{aligned}$$

θ が連続量の場合は

$$= \int_{\theta} P(\theta) \log \frac{P(\theta)}{Q(\theta)}$$

情報理論では、カルバックライブラー情報量と呼ぶ。

EVSIとは

$$EVSI = E[u(a, \theta)P(\theta|X)] - E[u(a, \theta)P(\theta)]$$

データがあるときとないときの期待効用の差
つまり データの予想価値

Expected value of sample information(EVSI)と呼ばれる。

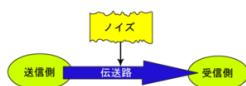
情報理論では、相互情報量に一致する

$$EVSI = H(A) - H(A|X)$$

情報理論

$$H(A) - H(A|X)$$

相互情報量 (mutual information)
と呼ぶ



通信路容量 (Channel capacity) とは通信路の相互
情報量の上限
ベイズでは データXを得ることにより期待される情報

フィッシャー情報量

事前分布 $P(\theta)$ の θ を少しだけ変化させて $\theta + h$ にする。

このときの変化量の効用関数は

$$u(a, \theta) = (-\log P(\theta)) - (-\log P(\theta + h))$$

期待効用関数は

$$\lim_{h \rightarrow 0} \int_{\theta} P(\theta + h) \log \frac{P(\theta + h)}{P(\theta)}$$

は フィッシャー情報量に一致する。

証明は 上の期待効用関数を二次の項までテイラー展開すればよい

意思決定理論

意思決定として定式化することにより、
効用関数を知ることにより、結局何をしているの
がわかる。