

Maximal likelihood法に基づくMatched filterについて

Ref: Finn, PRD63, 102001 (2001)

Pai, Dhurandhar, Bose, PRD64, 042004 (2001)

Helstrom, “Statistical Theory of Signal Detection”, (Pergamon, 1968)

田越秀行(阪大理)

2004.4.22 LCGTコヒーレンス解析WG

2004.4.26 修正

Maximal likelihood法に基づくMatched filterについて

ガウスの時系列データ+信号のとき

Finn, PRD46, 5236 (1992)

$$g(t) = \begin{cases} n(t) \\ n(t) + s(t; \mu) \end{cases} ; s(t; \mu) : \text{signal}, \mu : \text{parameter}$$

Likelihood ratio

$$\Lambda = \frac{P(g | s(\mu))}{P(g | 0)}$$

$P(g | s(\mu))$: s が存在するとき, g を観測する確率
 $P(g | 0)$: s が存在しないとき, g を観測する確率

$n(t) = g(t) - s(t, \mu)$ より $P(g | s(\mu)) = P(g - s(\mu) | 0)$ と書ける

よって $P(g | 0)$ を求めればよい。

ノイズ $n(t)$: 平均値=0のガウス過程とする

ノイズだけの時, 個々の g_i は $P(g_i | 0) = \frac{\exp\left[-\frac{1}{2} \frac{g_i^2}{C_n(0)}\right]}{[2\pi C_n(0)]^{1/2}}$ に従う

$g = \{g_i; i = 1, \dots, N\}$ は, $P(g | 0) = \frac{\exp\left[-\frac{1}{2} \sum_{j,k=1}^N C_{jk}^{-1} g_j g_k\right]}{[(2\pi)^N \det \|C_{n,ij}\|]^{1/2}}$ に従う

$C_n(\tau)$: correlation function

$$C_{n,ij} = C_n[(i-j)\Delta t]$$

連続極限: $\lim_{\substack{\Delta t \rightarrow 0 \\ T \rightarrow \infty}} \sum_{j,k=1}^N C_{jk}^{-1} g_j g_k = 2 \int_{-\infty}^{\infty} df \frac{\tilde{g}(f) \tilde{g}^*(f)}{S_n(|f|)}$

$\langle g, h \rangle = 2 \int_{-\infty}^{\infty} df \frac{\tilde{g}(f) \tilde{h}^*(f)}{S_n(|f|)}$ とおくと,

$$\Lambda = \frac{P(g | s(\mu))}{P(g | 0)} = \frac{P(g - s(\mu) | 0)}{P(g | 0)} = \exp\left[\langle g, s(\mu) \rangle - \frac{1}{2} \langle s(\mu), s(\mu) \rangle\right]$$

未知パラメータを含むとき

Maximum-likelihood estimate: $\hat{\mu}_{ML} : \Lambda(\mu)$ を最大にする μ

Maximum-likelihood 検定: $\max_{\mu} \Lambda(g, \mu) \geq k$ のとき, 検出とする

対応するfalse alarm 確率は $P_0[\max_{\mu} \Lambda(g, \mu) \geq k] = \alpha$

•信号の振幅 θ $s(t, \theta) = \theta s(t)$ と信号が表されている

$$\ln \Lambda(g, \theta) = \theta \langle g, s \rangle - \frac{1}{2} \theta^2 \langle s, s \rangle$$

これを最大にする $\theta_{ML} = \frac{\langle g, s \rangle}{\langle s, s \rangle}$ を代入すると

$$\ln \Lambda(g, \theta_{ML}) = \frac{1}{2} \frac{\langle g, s \rangle^2}{\langle s, s \rangle} \left(\equiv \frac{1}{2} \rho^2 \right) \quad \overline{\rho^2} = 1$$

$$\text{S/N比: } \rho^2 = \frac{\langle g, s \rangle^2}{\langle s, s \rangle} = \langle g, \hat{s} \rangle^2, \quad \hat{s} \equiv s / \langle s, s \rangle^{1/2} \quad \left(\rho = 2 \int_{-\infty}^{\infty} df \frac{\tilde{g}(f) \tilde{s}^*(f)}{S_n(|f|)} \right)$$

検出器が複数台ある時について

それぞれの検出器のノイズがお互いに独立ならば、
複数台の検出器があるときの、全体のlikelihood ratio λ は
個々の検出器のLRの積で書ける

$$g^I(t) = n^I(t) + s^I(t)$$

$$\ln \lambda = \sum_{I=1}^N \ln \lambda_{(I)} = \sum_{I=1}^N \left(\langle g^I, s^I \rangle_{(I)} - \frac{1}{2} \langle s^I, s^I \rangle_{(I)} \right)$$

$s^I(t) = \theta s'^I(t)$ と、検出器によらない振幅を取り出す

$$\ln \lambda = \theta \sum_{I=1}^N \langle g^I, s'^I \rangle_{(I)} - \frac{1}{2} \theta^2 \sum_{I=1}^N \langle s'^I, s'^I \rangle_{(I)}$$

$$\ln \lambda \text{ を最大にする } \theta \text{ は } \theta = \frac{\sum_{I=1}^N \langle g^I, s'^I \rangle_{(I)}}{\sum_{I=1}^N \langle s'^I, s'^I \rangle_{(I)}}$$

このときの $\ln \lambda$ は

$$\ln \lambda = \frac{1}{2} \frac{\left(\sum_{I=1}^N \langle g^I, s'^I \rangle_{(I)} \right)^2}{\sum_{I=1}^N \langle s'^I, s'^I \rangle_{(I)}} \equiv \frac{1}{2} \rho^2$$

従って、検出器の感度に差があるとき、感度の悪い検出器からの寄与は、自動的に小さくなる。

これは平均値が $\overline{\rho^2} = 1$ と規格化されたS/Nとなる

もしすべての検出器が同一ならば、

$$\rho^2 = 2 \ln \lambda = \frac{\left(\sum_{I=1}^N \langle g^I, s' \rangle_{(I)} \right)^2}{\sum_{I=1}^N \langle s', s' \rangle_{(I)}} = \frac{1}{N \langle s', s' \rangle} \left(\sum_{I=1}^N \langle g^I, s' \rangle_{(I)} \right)^2$$

となる。

ある振幅Aをもつ信号を各検出器へ入射させる

$$g^I = As'(t) + n^I(t)$$

すると,

$$\begin{aligned}\rho^2 &= \frac{1}{N \langle s', s' \rangle} \left(\sum_{I=1}^N \langle As' + n^I, s' \rangle \right)^2 = \frac{1}{N \langle s', s' \rangle} \left(NA \langle s', s' \rangle + \sum_{I=1}^N \langle n^I, s' \rangle \right)^2 \\ &= NA^2 \langle s', s' \rangle + 2A \sum_{I=1}^N \langle n^I, s' \rangle + \frac{\left(\sum_{I=1}^N \langle n^I, s' \rangle \right)^2}{N \langle s', s' \rangle}\end{aligned}$$

平均値

$$\overline{\rho^2} = NA^2 \langle s', s' \rangle + 1, \quad \left(\overline{\langle n^I, s' \rangle \langle n^{I'}, s' \rangle} = \delta^{I, I'} \langle s', s' \rangle \right)$$

一方, 各検出器単独のS/Nは $\overline{\rho_{one}^2} = A^2 \langle s', s' \rangle + 1$

$A \gg 1$

$$\frac{\sqrt{\overline{\rho^2}}}{\sqrt{\overline{\rho_{one}^2}}} = \sqrt{N} \quad \text{S/Nは約 } \sqrt{N} \text{ 倍}$$

S/Nの2乗和によるネットワークS/Nについて

Pai et al. (PRD64, 042004): Inspiralの場合について, 位相, 偏極角, inclination角について, 解析的に最大化した. その結果, rhoは各検出器からのrhoの2乗和の形となる. もし, 各検出器からのrhoの2乗和を取ると,

$$\overline{\rho_{qsum}^2} \equiv \sum_{I=1}^N \overline{\rho_{one}^2} = NA^2 \langle s', s' \rangle + N$$

$$A=0の時には, \quad \overline{\rho_{qsum}^2} = N$$

つまり, ρ_{qsum}^2 を規格化されたS/Nと解釈するためには **Nで割る必要**がある.

Nで割ってしまうと, 信号がある時の ρ_{qsum}^2 の期待値は1台の検出器の値と同じ. $\overline{\rho_{qsum}^2} / N = A^2 \langle s', s' \rangle + 1 = \overline{\rho_{one}^2}$

つまり, ρ にはS/Nのゲインが読みとれない.

より詳細には、確率分布関数を使い、false alarm rateを固定して検出効率を比較する必要がある。

信号がないときには、カイ2乗分布の自由度を増やすことになるので、同じS/Nでのfalse alarm rateは小さくなり、false alarm rateを固定すれば、S/Nの閾値が下がり、検出効率が向上する。

しかし、2乗和によるネットワークS/Nの定義は、我々が期待する性質を持っておらず、注意が必要。

少し疑問: 解析的な最大化を取る前と後での検出効率の差はあるか？

参考：Matched filter の性質（最大S/Nフィルター）

検出器出力： $g(t) = n(t) + h(t)$

フィルター： $q(t)$

フィルター出力 $c(t) = (g \circ q)(t) = \int_{-\infty}^{\infty} dt' g(t')q(t'+t)dt' = \int_{-\infty}^{\infty} df \tilde{g}(f)\tilde{q}^*(f)e^{2\pi ift}$

$$\left(\frac{S}{N}\right)^2 = \frac{\langle c(t) \rangle^2}{\langle [c(t) - \langle c(t) \rangle]^2 \rangle} = \frac{\left(\int_{-\infty}^{\infty} df \tilde{h}(f)\tilde{q}^*(f)e^{2\pi ift} \right)^2}{\int_{-\infty}^{\infty} df S_n(f) |\tilde{q}(f)|^2} = \frac{\left(\frac{h(f)}{S_n(f)}, \tilde{q}e^{-2\pi ift} \right)^2}{\left(\tilde{q}e^{-2\pi ift}, \tilde{q}e^{-2\pi ift} \right)}$$

$$(\tilde{a}, \tilde{b}) \equiv \int S_n(f) \tilde{a}(f) \tilde{b}^*(f) df$$

(S/N)を最大にするのは $\tilde{q} = \frac{\tilde{h}}{S_n} e^{2\pi ift}$ のときで、その時

$$c(t) = \int_{-\infty}^{\infty} df \frac{\tilde{g}(f)\tilde{h}^*(f)}{S_n(f)} \qquad \left(\frac{S}{N}\right)_{\max}^2 = \int_{-\infty}^{\infty} df \frac{|\tilde{h}(f)|^2}{S_n(f)}$$