

ICA (Independent Component Analysis, 独立成分分析) 解説書

1. 独立成分分析の目的

多変量データの成分の中から、他から独立した成分を抽出することが目的です。

2. 手法の概要

ICAの手法として、FastICAを採用しています（文献1,2）。

FastICA Algorithmを次ページに示します。

FastICAでは、最適化法として不動点法を用いて収束解を求めます。非線形性の評価関数として、kurtosis (pow3)、negentropy(tanh)、等を選択します。

3. 課題（文献3）

計算された独立成分の信頼性に関し、次の課題があります。

① 初期値

ICAでは最適化法のため、初期値を設定します。この初期値を変えますと、その結果に影響を与えます。

本来は、異なる初期値を与え、どの初期値からでも現れる成分を評価すべきですが、現在のツールでは、初期値を任意に設定できます。デフォルトは0です。

② アルゴリズム

採用するアルゴリズム（最適化法、非線形性の評価関数）によって、その結果が変動します。アルゴリズムは複数用意されています。

例えば、計算が収束しなかった場合、直交化の手法や評価関数を変えますと収束する場合も有ります。

FastICA Algorithm

開始

- 最大繰り返し数*i* の設定:1000 ϵ 値の設定:0.0001
- データの平均値をゼロ化したデータ $X(16 \times n)$
- X の共分散行列を算出(16 x 16)
- 固有値解析により固有ベクトルEと固有値Dを算出
- 白色化: $newX = inv(\sqrt{D}) * E'$
- 無相関化の為の直交化の方法
symmetry (逐次的直交化) or deflation (対称的直交化)

deflationの例:

$$B = zeros(vectorSize)$$

num_ic=1

評価対象独立成分数 (max:16ch.)

$$w = randn(vectorSize, 1) \quad \text{--- 初期値を与える}$$

$$w = w - B * B' * w, \quad w = norm(w)$$

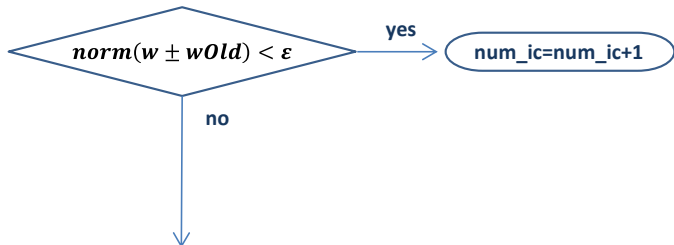
$$wOld = zeros(size(w))$$

不動点法により収束値を求める:

i=1

繰り返し数

$$w = w - B * B' * w, \quad w = norm(w)$$



非線形性の検討

$$pow3: \quad w = (X * ((X' * w).^3)) / numSamples - 3w$$

$$tanh: \quad hypTan = tanh(a1 * X' * w)$$

$$w = (X * hypTan - a1 * sum(1 - hypTan.^2)' * w) / numSamples$$

$$wOld = w$$

i=1000

収束せず

終了

num_ic=16

終了

3. 任意の成分を除去した後の波形復元

$$x = As$$

$$s = Wx$$

x : 測定値 s : 原信号 A : 混合行列 W :分離行列

任意の独立成分を除去したい場合、図1右側の独立成分の図から除去したい成分を選択しますと、混合行列 A の選択された列の値は0となり修正混合行列 A' が得られます。

$$(\text{修正後の波形}) = A' * W * (\text{原波形})$$

を計算することに拠り、任意の独立成分を除去した後の波形復元が可能となります。

図1は原波形です。図1右側の独立成分結果から1,2,3次成分を除去し、波形を復元した結果が図2左側に再生されます。図1に表れています雑音成分が低減されたことが確認できます。

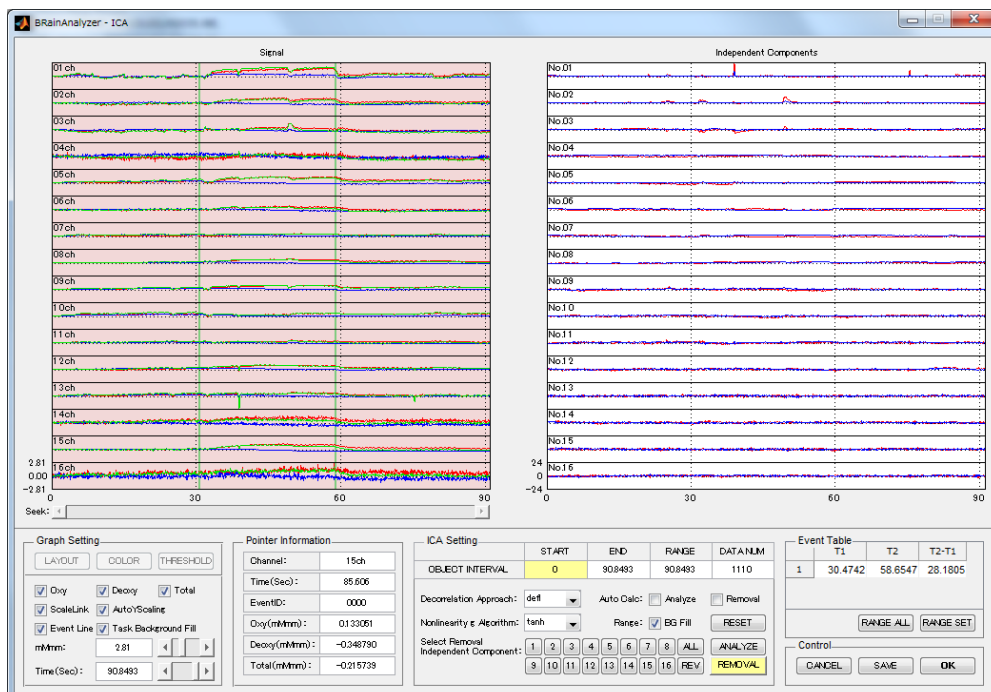


図1

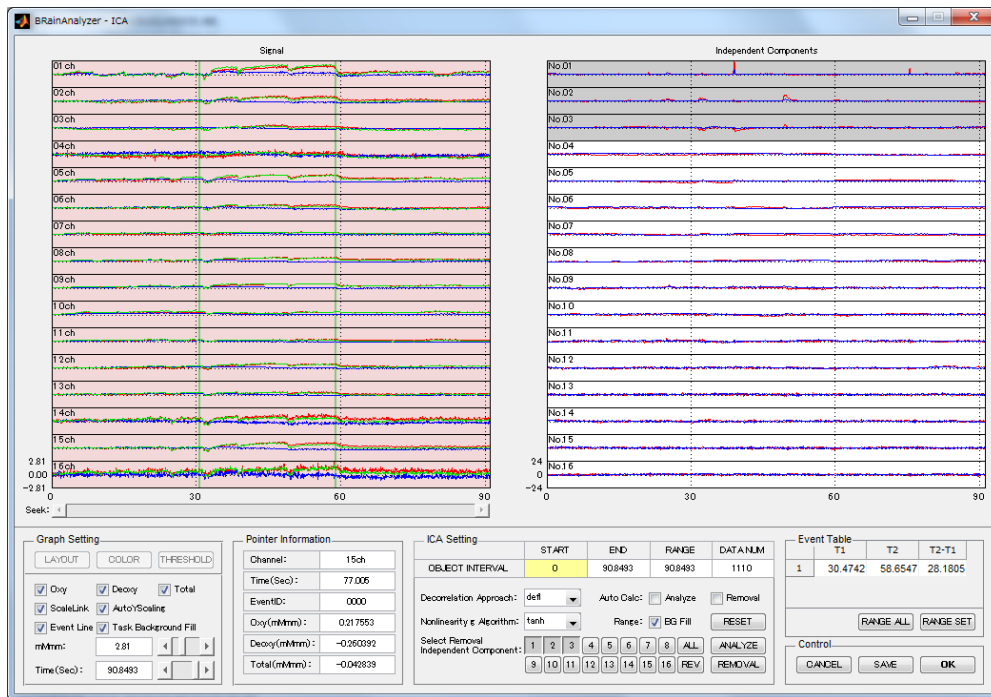


図 2

以上

[参考文献]

1. 「INDEPENDENT COMPONENT ANALYSIS」、Aapo Hyvarinen, Juha Karhunen, Erkki Oja、Wiley, New York (2001)
2. 「入門 独立成分分析」、村田昇、東京電機大学出版局 (2009)
3. "Validating the independent components of neuroimaging time series via clustering and visualization", Aapo Hyvarinen, et al., NeuroImage 22(2004) 1214-1222