

部分空間法研究会 2010  
【チュートリアル】

# 独立成分分析入門 ～音の分離を題材として～

[2010年7月26日]

NTT コミュニケーション科学基礎研究所

澤田 宏

# スケジュール

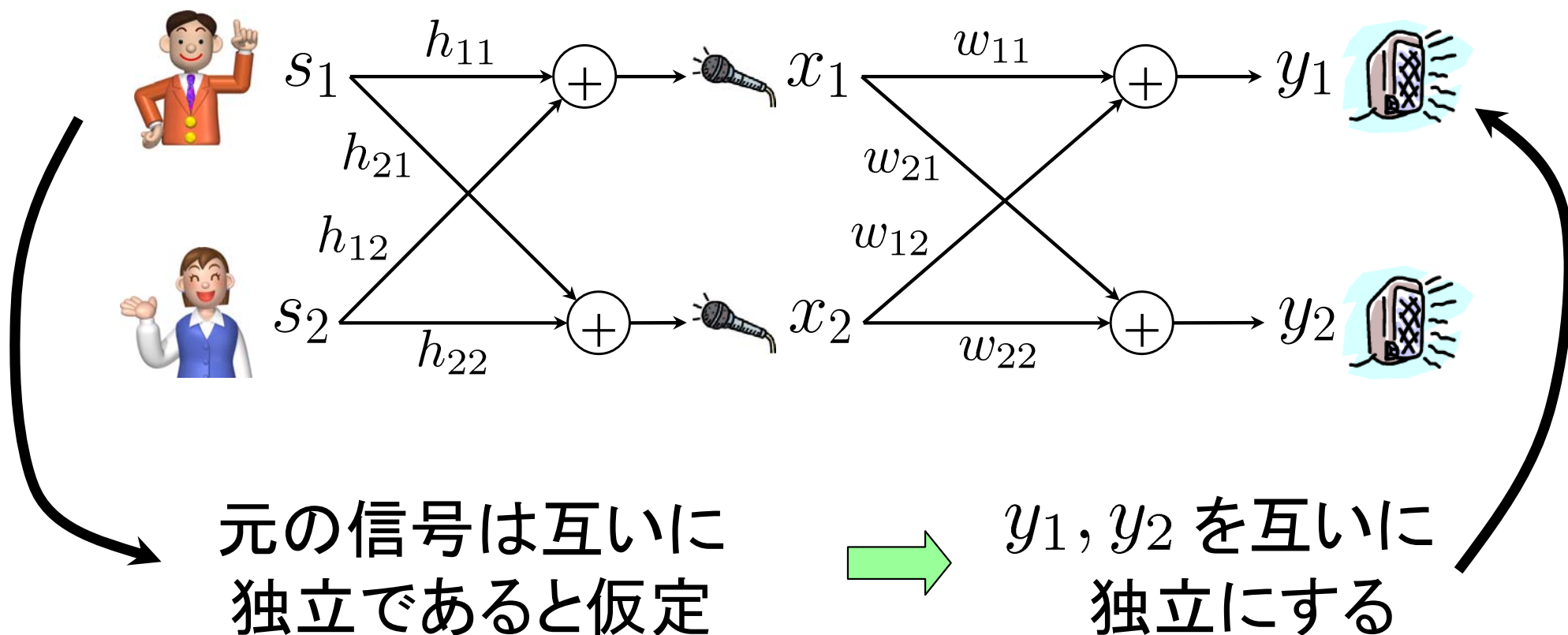
---

1. 独立成分分析について
  - 定式化, 歴史, 応用
2. 音源分離のデモ
3. 信号の統計的性質
  - 信号を混ぜる — 中心極限定理
4. 独立成分分析のアルゴリズム
  - 白色化 + FastICA
  - 最尤推定法 by Natural Gradient
  - 一般化固有値分解による簡便な方法

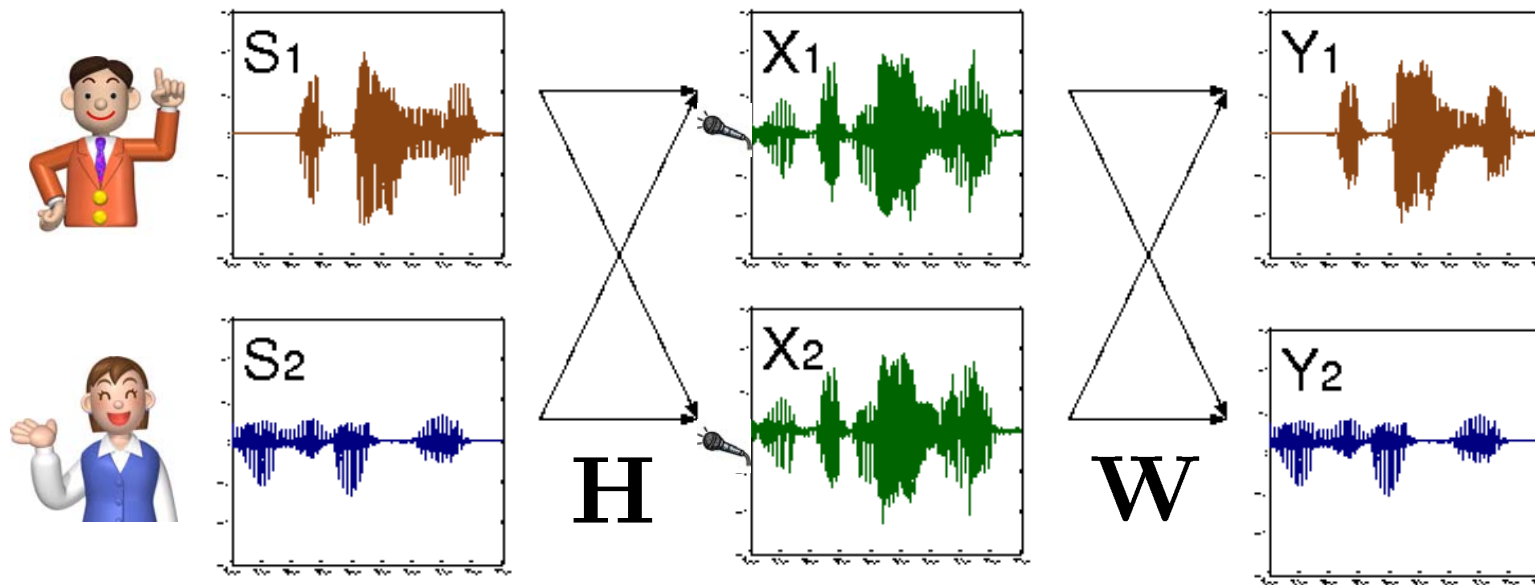
# 独立成分分析

## (ICA: Independent Component Analysis)

- 混ざり合った信号  $x_1, x_2$  から元の信号を取り出す
- どの様に混ざったかに関する情報  $\mathbf{H}$  は利用できない



# 独立成分分析



元の信号は独立

- 一方から他方が推測できない

依存関係がある

- 一方から他方が推測できる
- 同じ成分が双方に入っている

なるべく独立にする

- 具体的な手順は？  
(本チュートリアルで説明)

# 独立成分分析 — 定式化

---

- $I$ 個の源信号  $\mathbf{s}$  が混合行列  $\mathbf{H}$  により混ざり合い、 $J$ 個の観測信号  $\mathbf{x}$  が  $T$ 個得られたとする.

$$\mathbf{x}(t) = \mathbf{H}\mathbf{s}(t) \quad t = 1, \dots, T$$
$$\mathbf{s} = \begin{bmatrix} s_1 \\ \vdots \\ s_I \end{bmatrix} \quad \mathbf{x} = \begin{bmatrix} x_1 \\ \vdots \\ x_J \end{bmatrix}$$

- 分離行列  $\mathbf{W}$  により分離信号  $\mathbf{y}$  を生成する.

$$\mathbf{y}(t) = \mathbf{W}\mathbf{x}(t)$$
$$\mathbf{y} = \begin{bmatrix} y_1 \\ \vdots \\ y_I \end{bmatrix}$$

- $\mathbf{W}$  の計算は観測信号  $\mathbf{x}$  のみから行う.  $I$ 個の分離信号  $\mathbf{y}$  が互いに独立になるようにする.

# 独立成分分析

---

- 歴史

- » 1980年代: フランスの研究者ら中心
  - 非線形無相関化, 高次統計量
- » 1990年代中盤から: 世界的な広がり
  - 理論的枠組み充実, 効率的なアルゴリズム
- » 国際会議 ICA: 1999年から1年半毎に1回開催

- 応用

- » 信号分離: 音 脳波, 無線信号, など
  - BSS: Blind Source Separation
- » 特徴抽出(可変基底): 自然画像, 音, など

# 音の分離

---

- カクテルパーティー効果  
人の聞き分け能力

- 音声認識



マイクロホンと口の間の距離の増加により混入してくる妨害音を抑圧・除去

- 音楽／楽器音分析

例) オーケストラで一つ一つの楽器の様子を把握

# ブラインド音源分離

---

- 音のみを手がかりとして混ざった音を分離
  - ⇔ 視覚(カメラ)に関わる情報は利用できない
- 何を手がかりにするか?
  - » 音声: 声質, 話し方の特徴, 次に来る言葉を予測
  - » 楽器: 音の高さ／特徴, リズム, 繰り返しパターン
  - » 空間情報: 音源の方向, 距離 ← 複数マイク(耳)
- 分離方法
  - » 線形フィルタ: ビームフォーマ, 独立成分分析
  - » 非線形処理: 時間周波数マスキング



# ブラインド音源分離の実機デモ [1,2,3]

- 二人の人に同時に喋ってもらいます(8秒間ぐらい)
- その混ざった声を録音します
- 録音した音を聞いてください
- コンピュータで処理をします
- 処理後の分離音を聞いてください

EDIROL  
by Roland R-09  
24bit WAVE/MP3 Recorder

2つのマイクロホン



# 大きな声で読んでください

---

1. コンピュータの耳と人間の耳とで、機能的に大きく違う点は、ものを聞き分ける能力です。
2. 目標は、一度に10人の話を聞き分けたと伝えられる、聖徳太子並みの処理能力です。
3. 「ブラインド音源分離技術」とは、実環境において、混ざり合った音から目的の音だけを取り出す技術です。

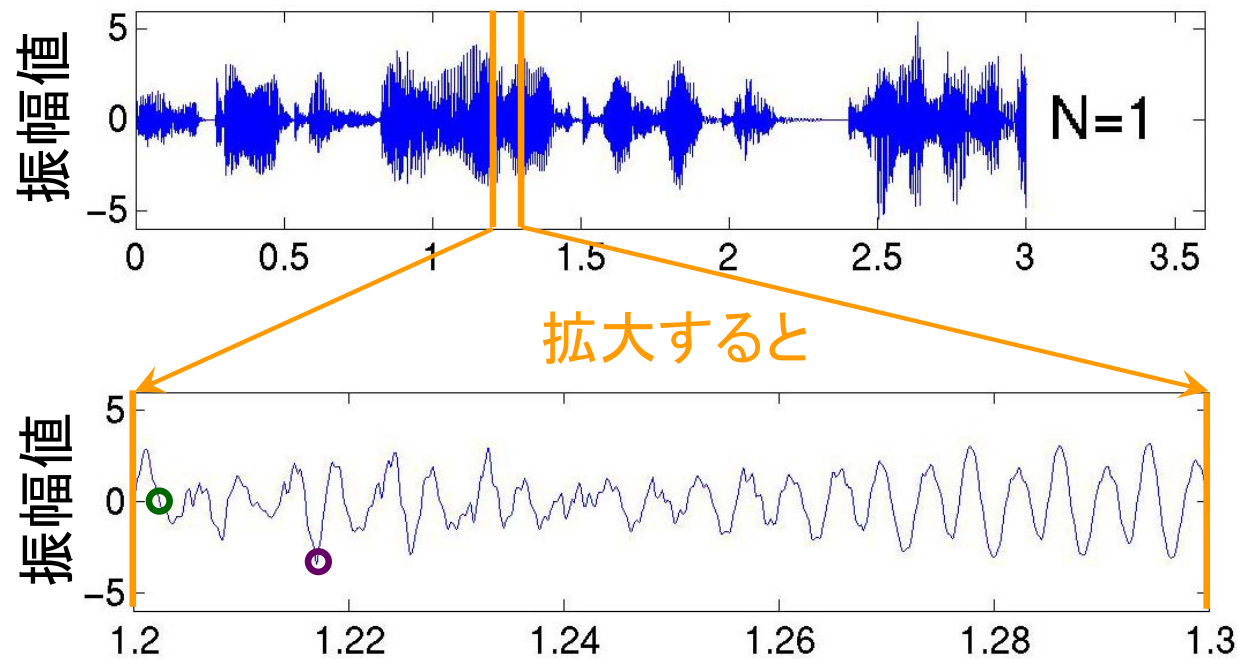
# スケジュール

---

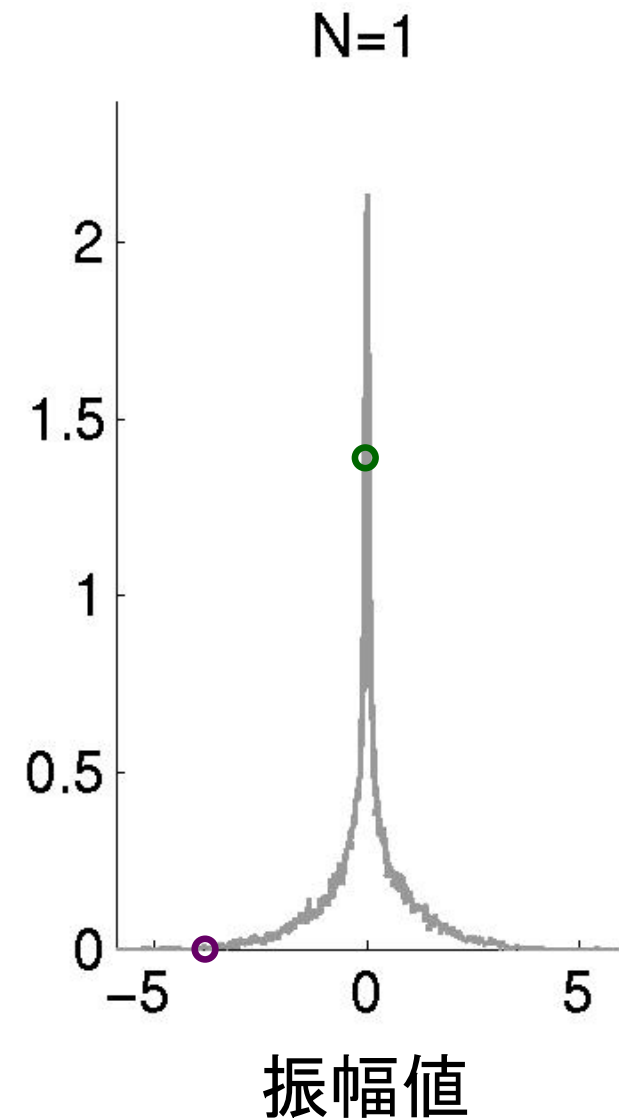
1. 独立成分分析について
  - 定式化, 歴史, 応用
2. 音源分離のデモ
3. 信号の統計的性質
  - 信号を混ぜる — 中心極限定理
4. 独立成分分析のアルゴリズム
  - 白色化 + FastICA
  - 最尤推定法 by Natural Gradient
  - 一般化固有値分解による簡便な方法

# 音の統計的性質

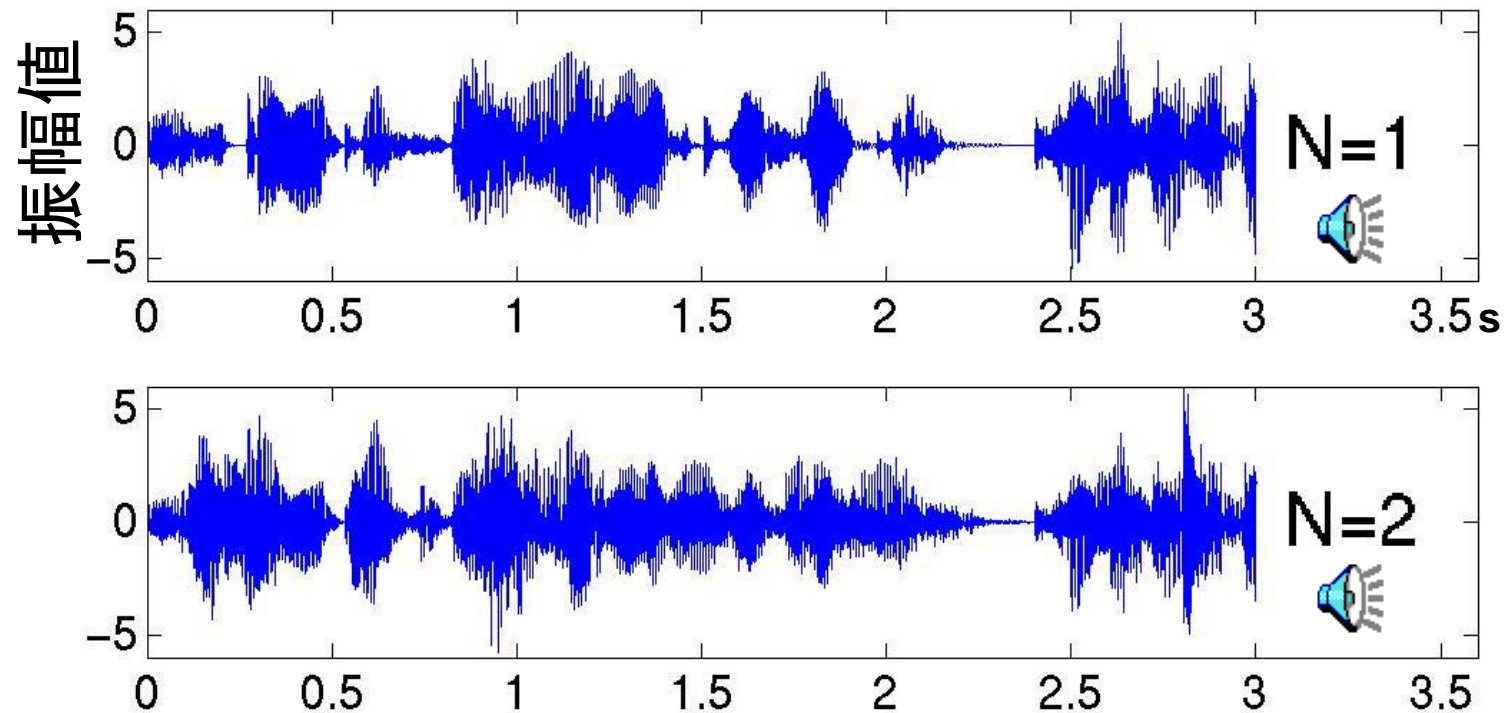
## 音声の波形



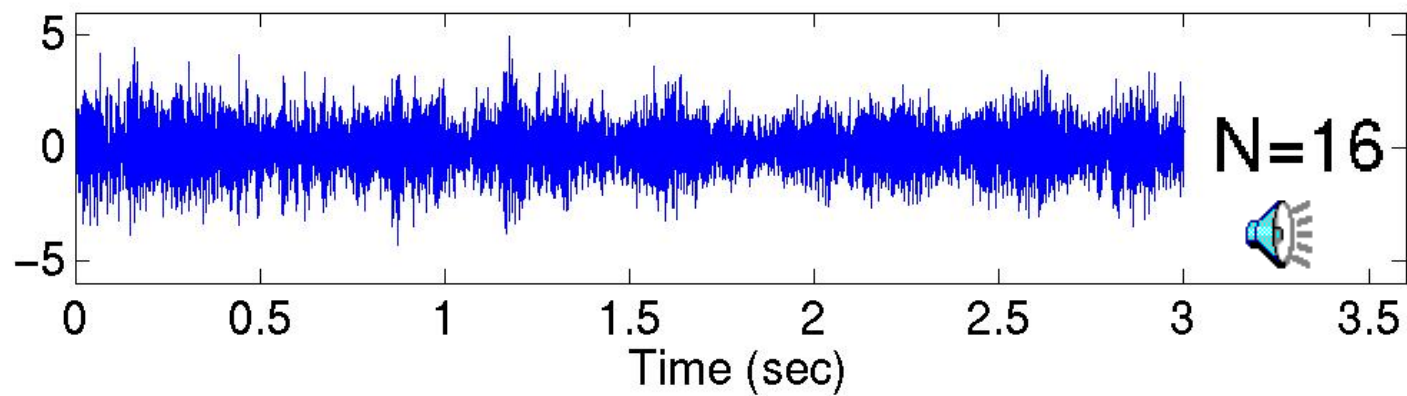
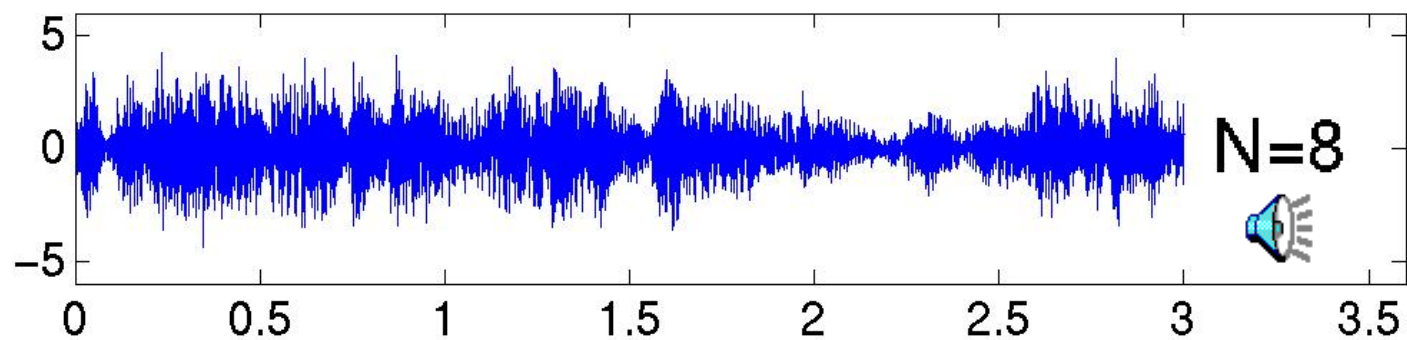
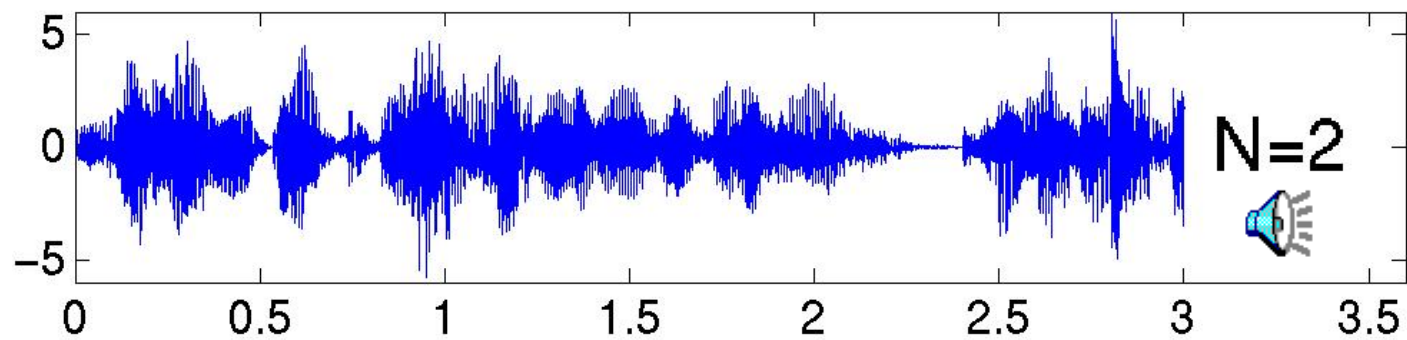
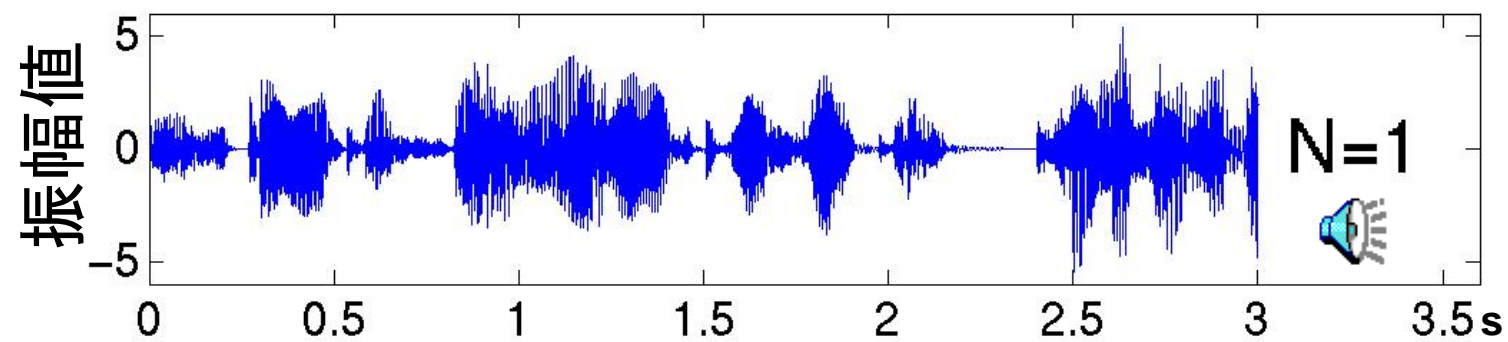
## ヒストグラム



# 音を混ぜてみる



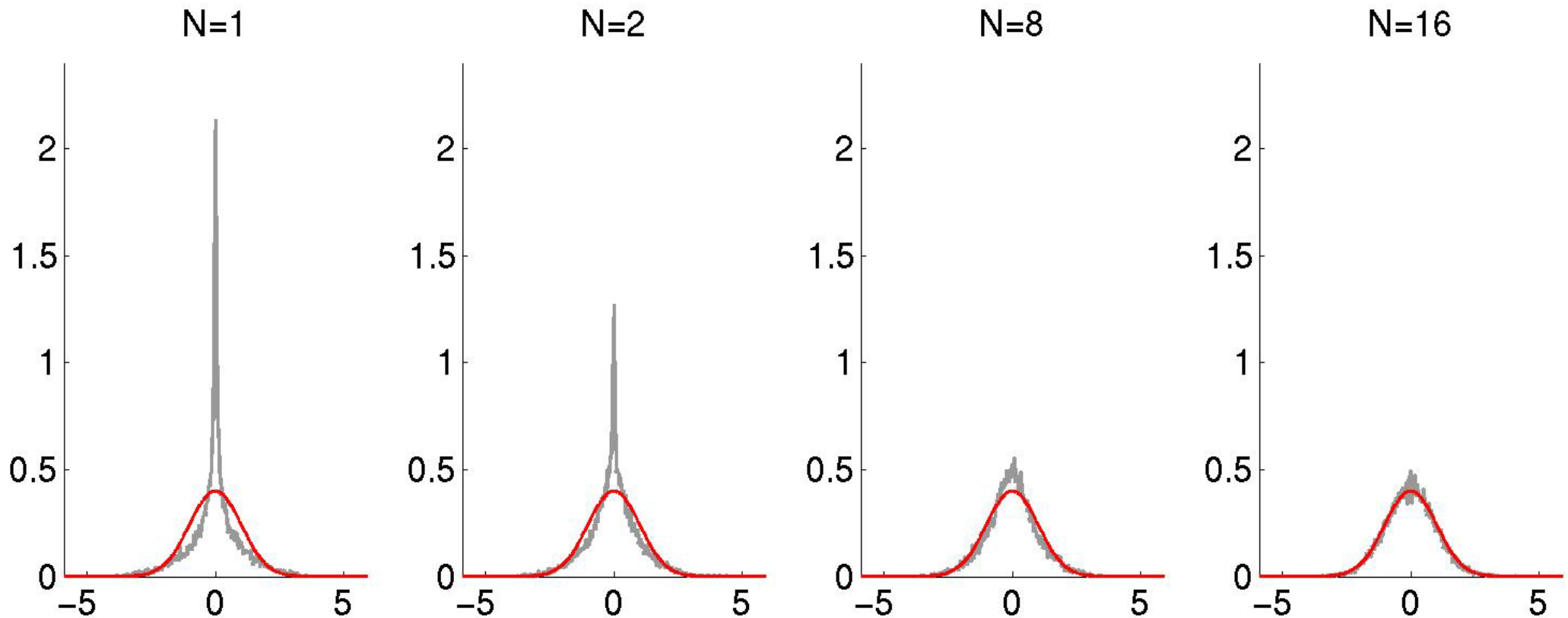
波形



波形

# 混ぜた音の統計的性質

## ヒストグラム



振幅値

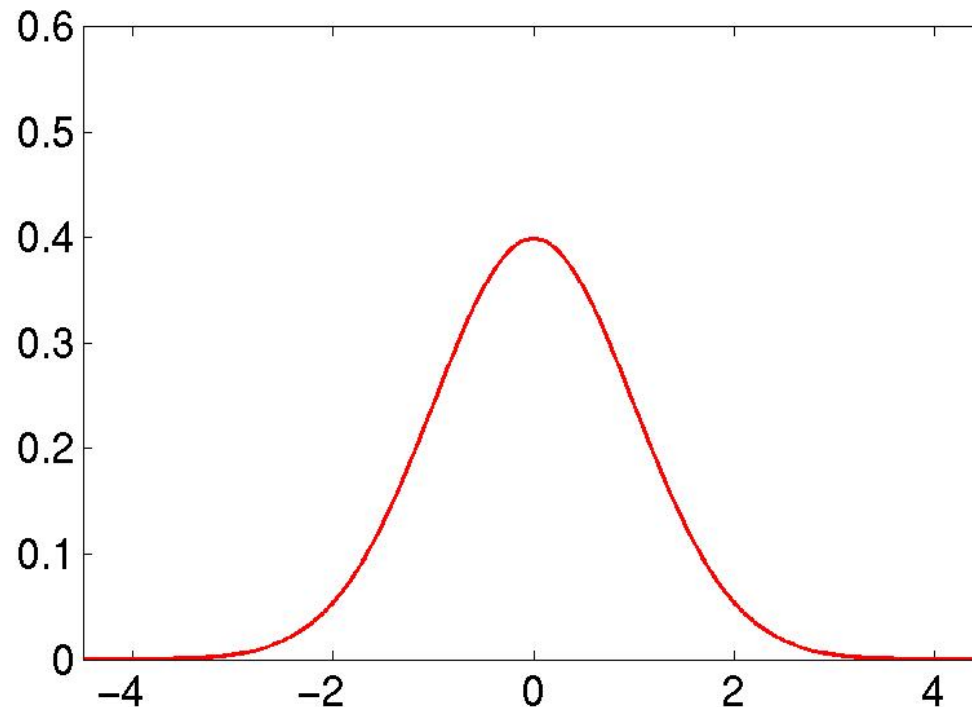
→ 赤い線に近づいてくる

# 中心極限定理

## (Central Limit Theorem) [4]

---

- もともとの信号がどのような統計的性質を持ったものであれ、多くの信号を足し合わせると、その統計的性質は**正規分布**に近づく。



平均 0  
分散 1  
の正規分布の  
確率密度関数



# 正規分布(ガウス分布)

---

- 確率密度関数

$$p(x) = \frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma^2}} \exp \left[ -\frac{|x - \mu|^2}{2\sigma^2} \right]$$

- 統計学においてもっとも代表的な分布
  - » 平均  $\mu$  と分散  $\sigma^2$  が決まれば一意に定まる
- もっとも「ランダム」な分布
  - » 中心極限定理
  - » 同じ分散を持つ分布の中でエントロピー最大

# エントロピー(平均情報量)

---

- ある事象の**情報量**

$$I(x) = \log \frac{1}{p(x)} = -\log p(x)$$

めったに起こらないことほど、情報量は大きい

- エントロピー

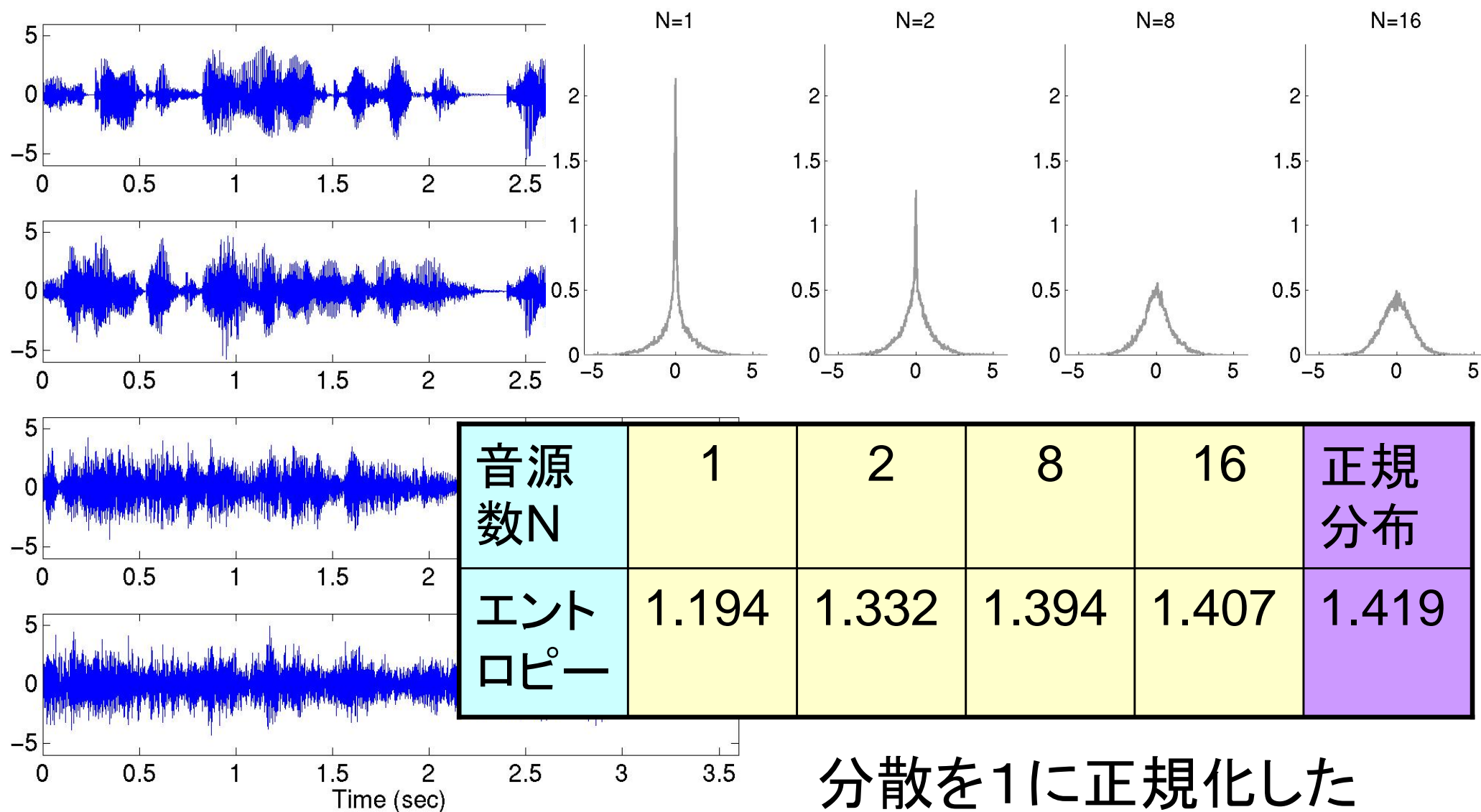
$$H(x) = E\{-\log p(x)\}$$

» 多くの事象をまとめたもの(信号、分布、集合)での**情報量**の平均

» 正規分布の場合

$$H(x) = \log \sqrt{2\pi\sigma^2} + \frac{E\{|x - \mu|^2\}}{2\sigma^2} = \frac{1}{2} \log 2\pi\sigma^2 + \frac{1}{2}$$

# 混ぜた音のエントロピー

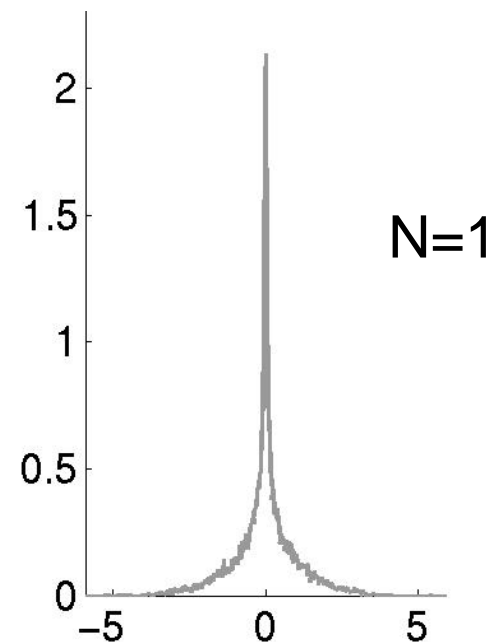


# 音源の統計的性質

- 我々が扱う意味のある音

- » 音声, 音楽, など

- » 0の頻度が多い

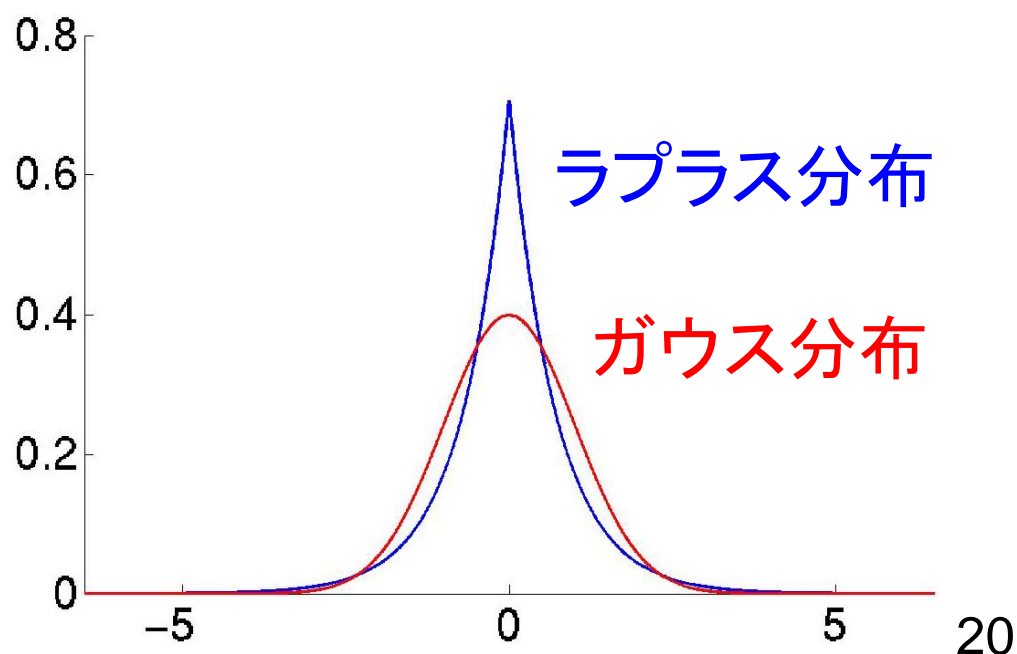


- ラプラス分布によるモデル化

$$p(s) = \frac{1}{2b} \exp \left[ -\frac{|s - \mu|}{b} \right]$$

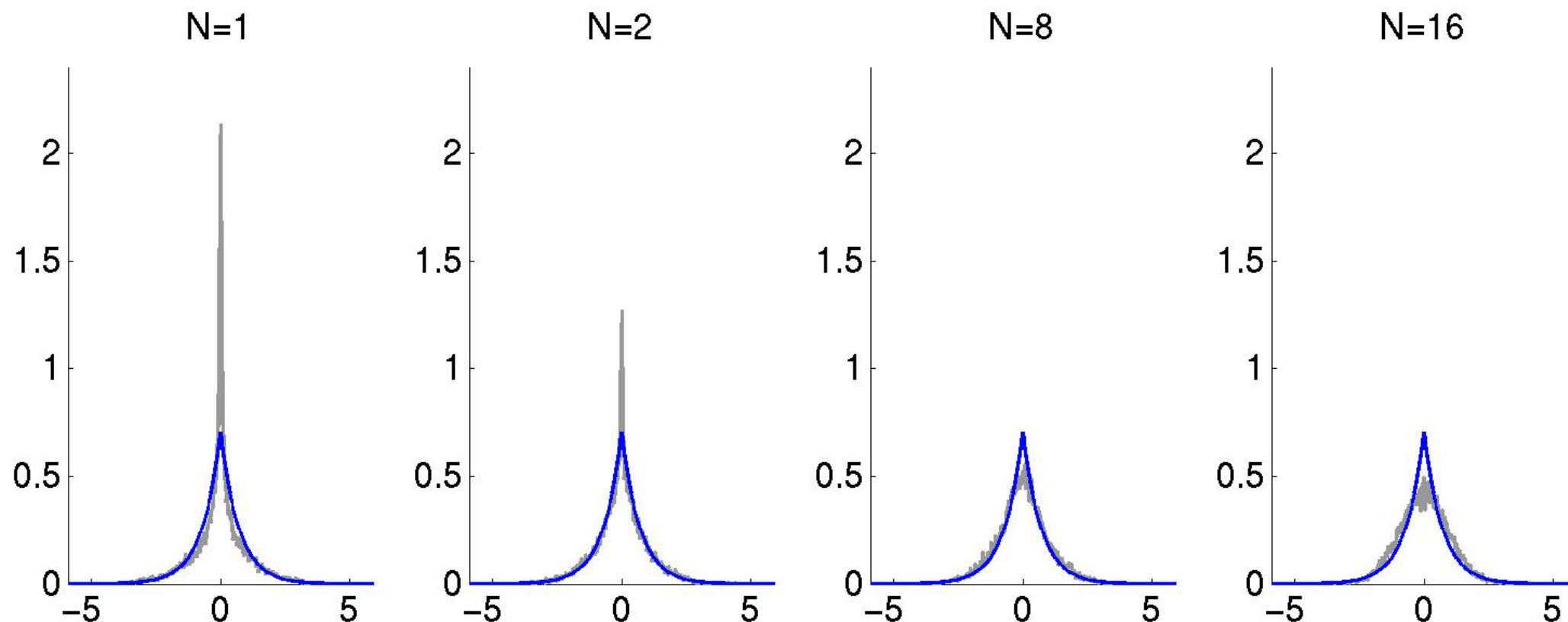
平均:  $\mu = 0$

分散:  $2b^2 = 1$



# 音源の統計的性質

## ヒストグラム



振幅値

青い線はラプラス分布

# エントロピーの近似計算

- 真の分布を近似できる分布を用いる

$$H(x) = \mathbb{E}\{-\log p(x)\} \approx -\frac{1}{T} \sum_{t=1}^T \log p(x(t))$$

良好→  
分散正規化の  
ため無反応→

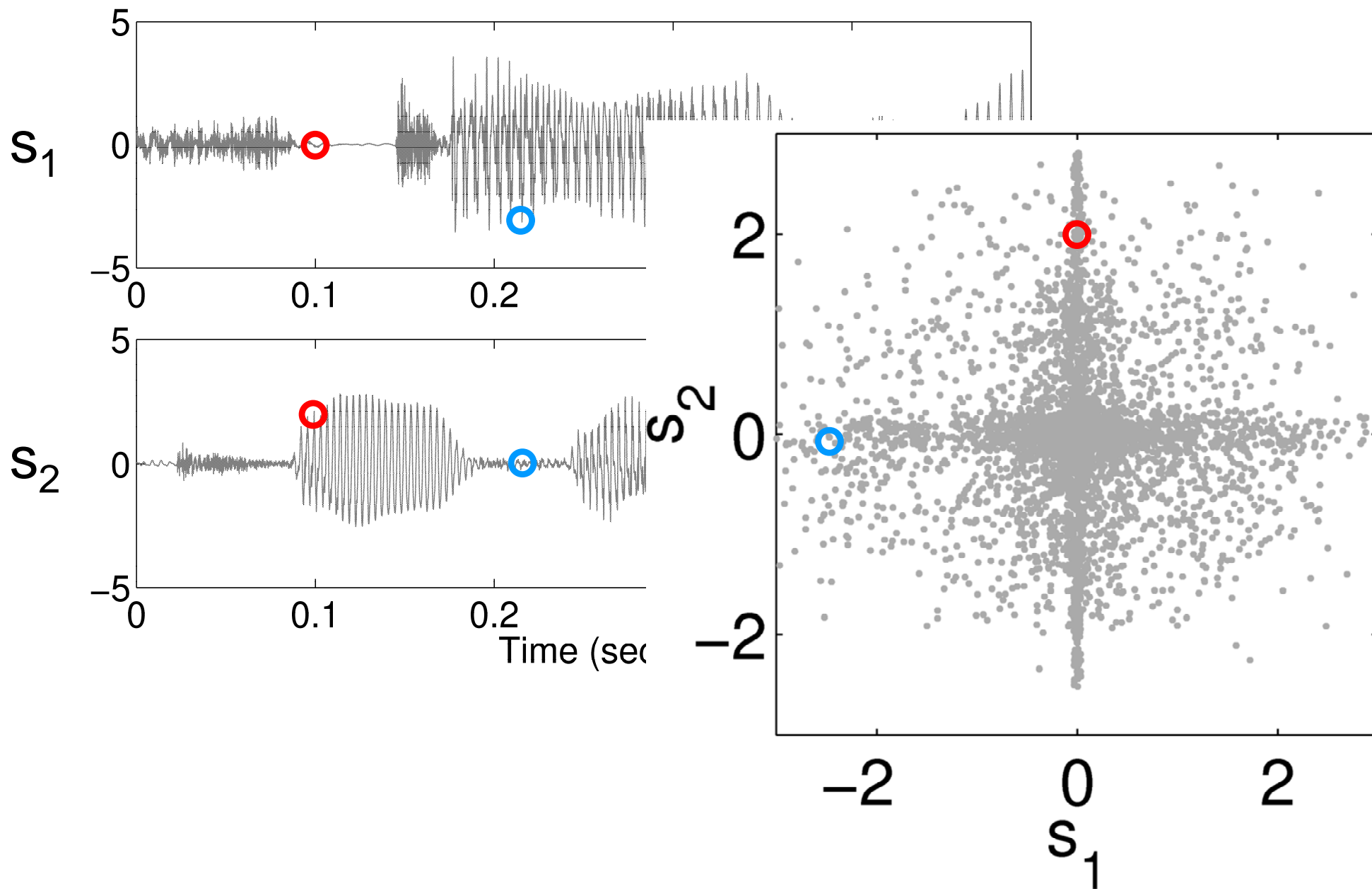
音源数N	1	2	8	16	正規分布
エントロピー	1.194	1.332	1.394	1.407	1.419
ラプラス分布による近似	1.286	1.356	1.420	1.457	1.474
ガウス分布による近似	1.419	1.419	1.419	1.419	1.419

# スケジュール

---

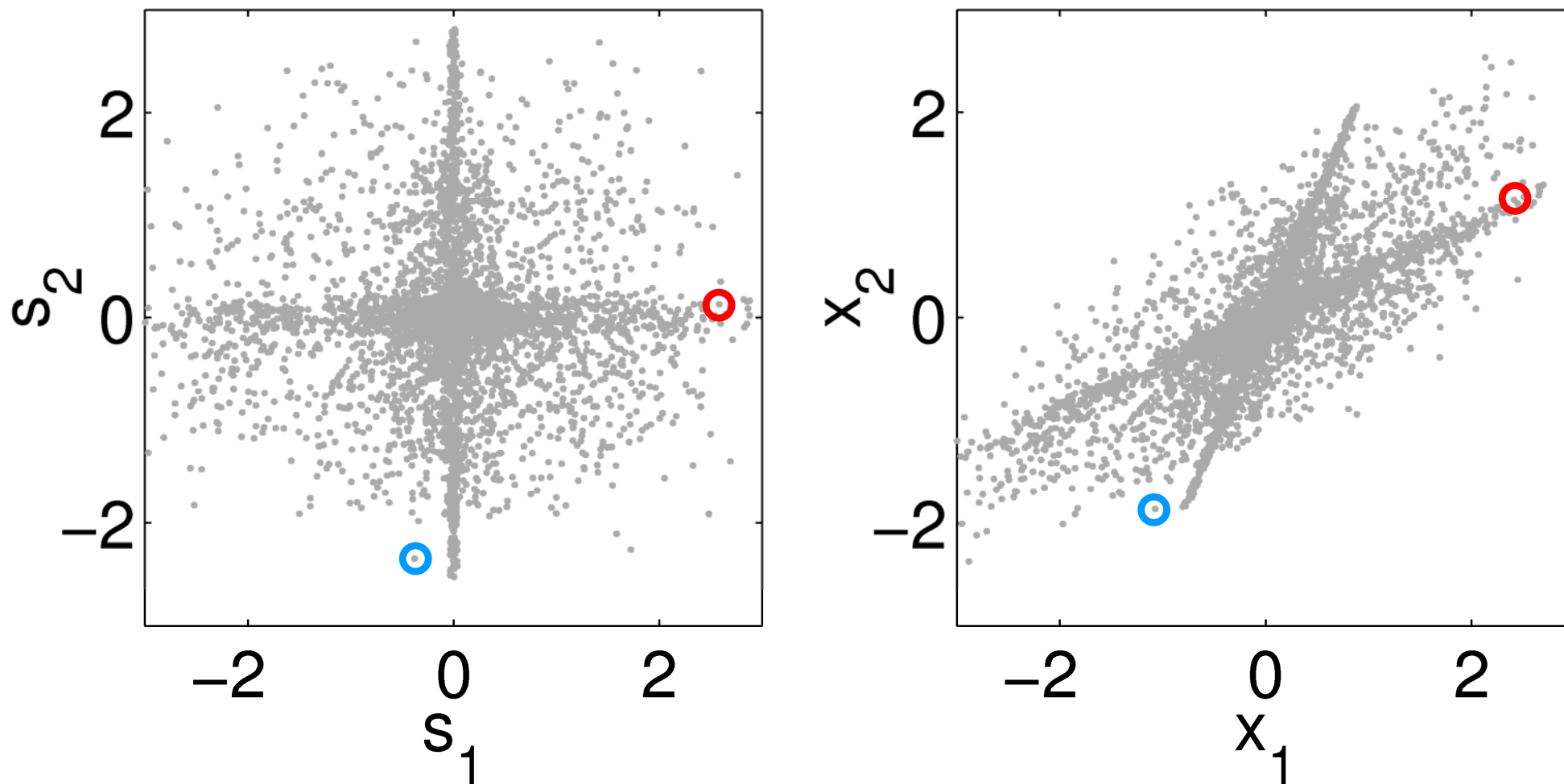
1. 独立成分分析について
  - 定式化, 歴史, 応用
2. 音源分離のデモ
3. 信号の統計的性質
  - 信号を混ぜる — 中心極限定理
4. 独立成分分析のアルゴリズム
  - 白色化 + FastICA
  - 最尤推定法 by Natural Gradient
  - 一般化固有値分解による簡便な方法

# 散布図





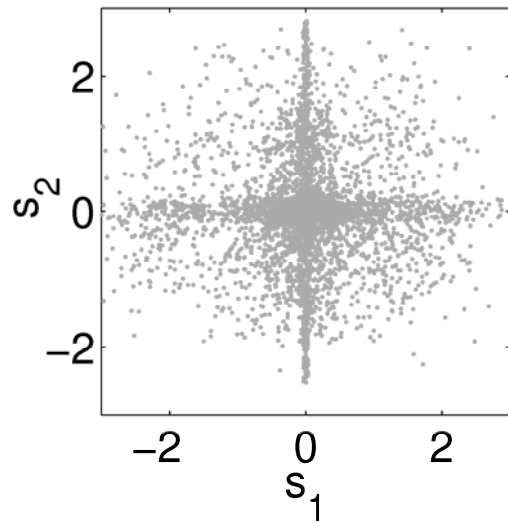
# 源信号と混合信号の散布図



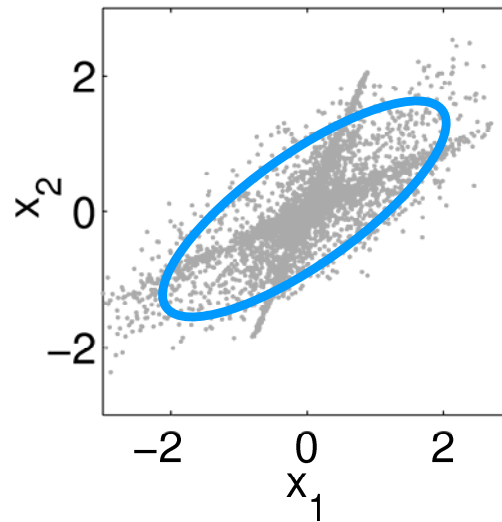
$$\begin{bmatrix} x_1 \\ x_2 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0.92 & 0.31 \\ 0.41 & 0.73 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} s_1 \\ s_2 \end{bmatrix}$$

# 白色化 + FastICA [1]

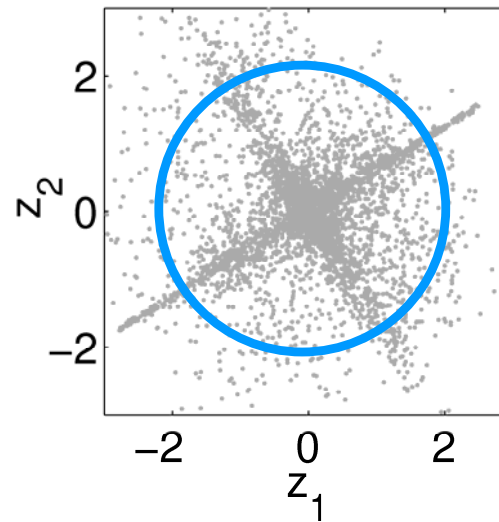
源信号



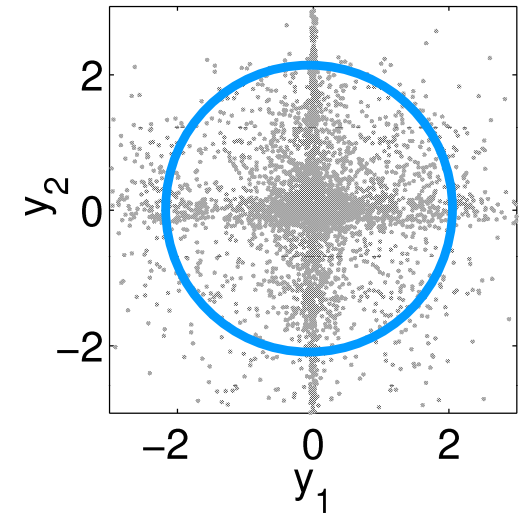
混合信号



白色化信号



分離信号



**H**

**V**

**U**

混合行列

白色化行列  
(楕円を円に)

ユニタリ行列  
(回転)

FastICA

# 相関と相関行列

---

- 相関

$$r_{ij} = E\{x_i x_j\} \approx \frac{1}{T} \sum_{t=1}^T x_i(t) x_j(t)$$

- 相関行列

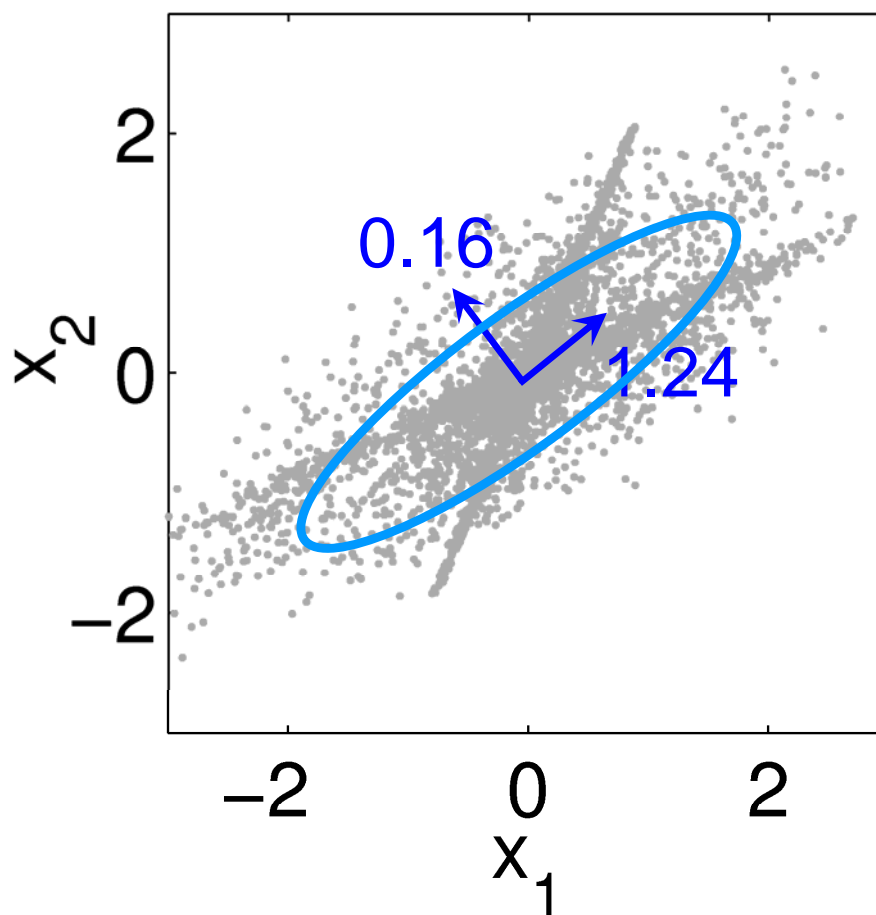
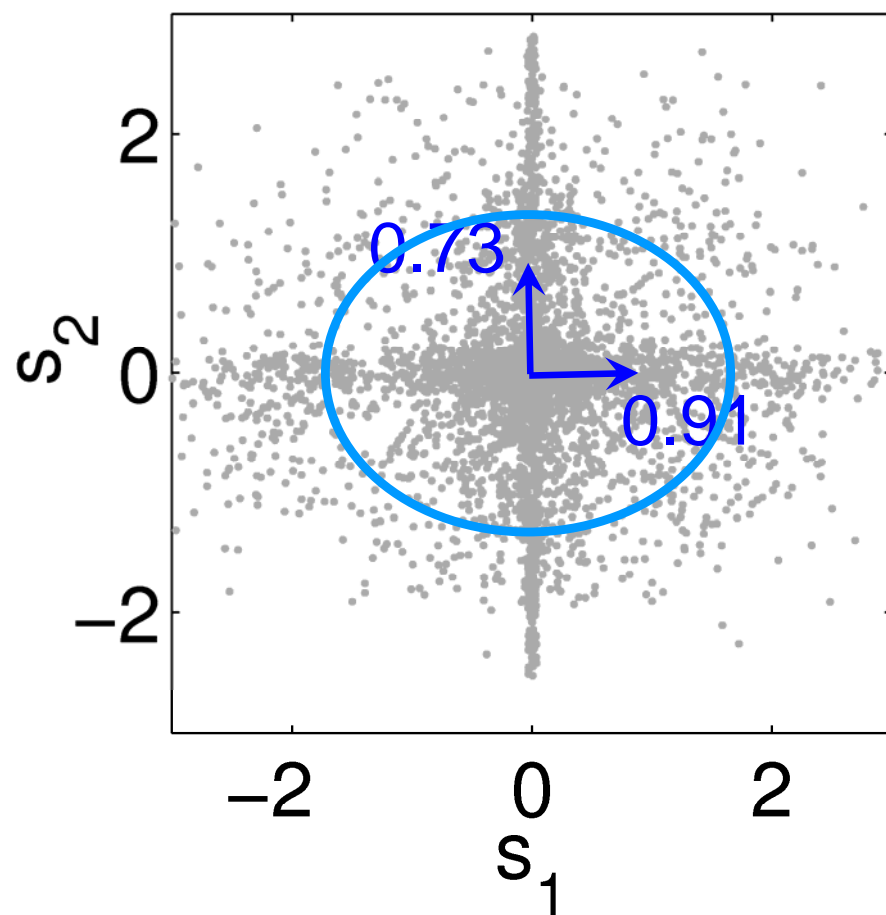
$$\mathbf{R} = E\{\mathbf{x}\mathbf{x}^T\} = \begin{bmatrix} E\{x_1 x_1\} & \cdots & E\{x_1 x_J\} \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ E\{x_J x_1\} & \cdots & E\{x_J x_J\} \end{bmatrix}$$

$$\mathbf{x} = \begin{bmatrix} x_1 \\ \vdots \\ x_J \end{bmatrix}$$

# 相関行列の固有ベクトルと固有値

$$\mathbf{R}_s = \begin{bmatrix} 0.91 & 0.01 \\ 0.01 & 0.73 \end{bmatrix}$$

$$\mathbf{R}_x = \begin{bmatrix} 0.85 & 0.52 \\ 0.52 & 0.55 \end{bmatrix}$$



# 白色化

$$\mathbf{z}(t) = \mathbf{V}\mathbf{x}(t)$$

- 相関行列が単位行列になるように変換

$$\mathbf{R}_z = \begin{bmatrix} 1 & 0 \\ 0 & 1 \end{bmatrix}$$

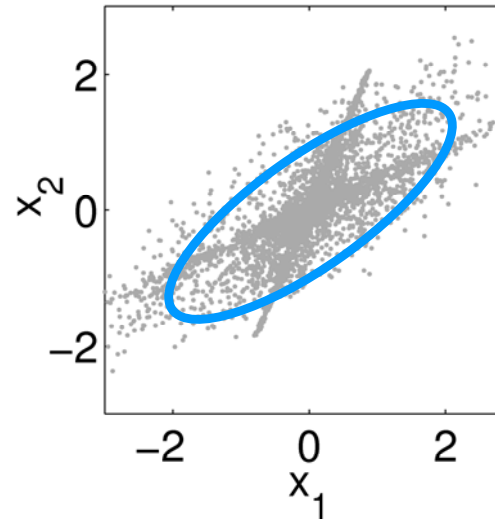
» 無相関化

$$E\{z_i z_j\} = 0$$

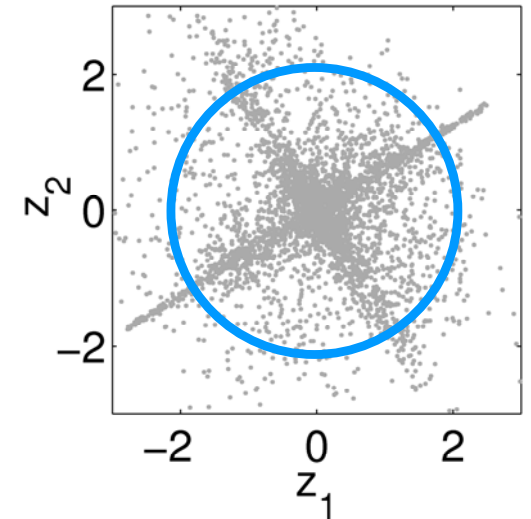
» 分散の正規化

$$E\{z_i z_i\} = 1$$

混合信号



白色化信号



$\mathbf{V}$

白色化行列  
(楕円を円に)

# 白色化行列の求め方

$\mathbf{z} = \mathbf{V}\mathbf{x}$  により  $\mathbf{R}_z = \mathbf{I}$  となる白色化行列  $\mathbf{V}$  を求める

$\mathbf{z}$  の相関行列を計算してみると

$$\mathbf{R}_z = E\{\mathbf{z}\mathbf{z}^T\} = E\{\mathbf{V}\mathbf{x}\mathbf{x}^T\mathbf{V}^T\} = \mathbf{V}\mathbf{R}_x\mathbf{V}^T$$

となる.  $\mathbf{R}_x = \mathbf{E}\mathbf{D}\mathbf{E}^T$  と固有値分解すれば

相関行列の固有値分解

$$\mathbf{R} = \mathbf{E}\mathbf{D}\mathbf{E}^T$$

ここで

$$\mathbf{D} = \begin{bmatrix} \lambda_1 & & \\ & \ddots & \\ & & \lambda_J \end{bmatrix}$$

$$\mathbf{E} = [\mathbf{e}_1 \cdots \mathbf{e}_J]$$

$\mathbf{E}^T\mathbf{E} = \mathbf{I}$  を満たす  
(正規直交基底)

$$\begin{array}{ccccc} \mathbf{R} \mathbf{e}_i & = & \lambda_i \mathbf{e}_i \\ \uparrow & & \uparrow & \nwarrow \\ \text{相関行列} & & \text{固有値} & \text{固有ベクトル} \end{array}$$

$\mathbf{V} = \mathbf{D}^{-1/2}\mathbf{E}^T$  が求めるものとなる

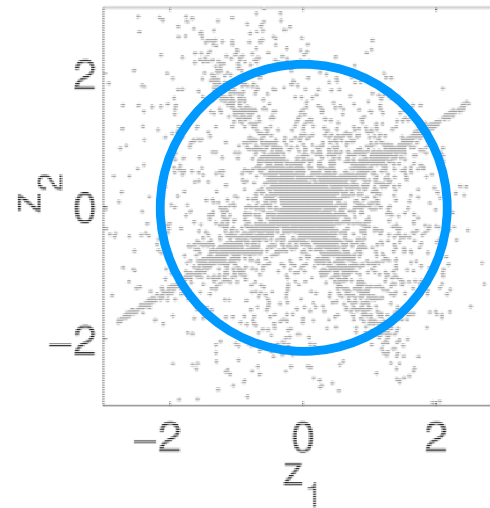
# ユニタリ変換(回転)

$$\mathbf{y}(t) = \mathbf{U}\mathbf{z}(t)$$

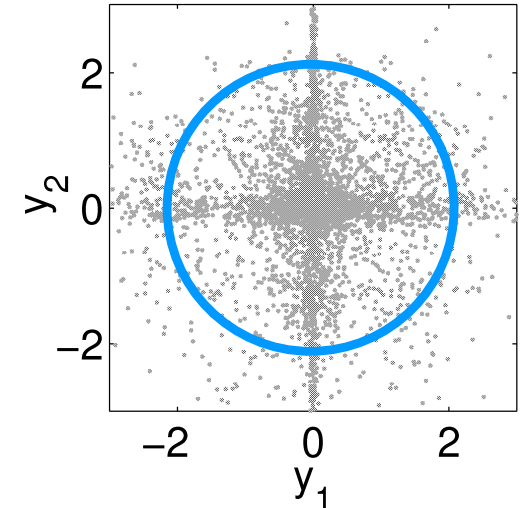
2次元の場合

$$\mathbf{U} = \begin{bmatrix} \cos \theta & -\sin \theta \\ \sin \theta & \cos \theta \end{bmatrix}$$

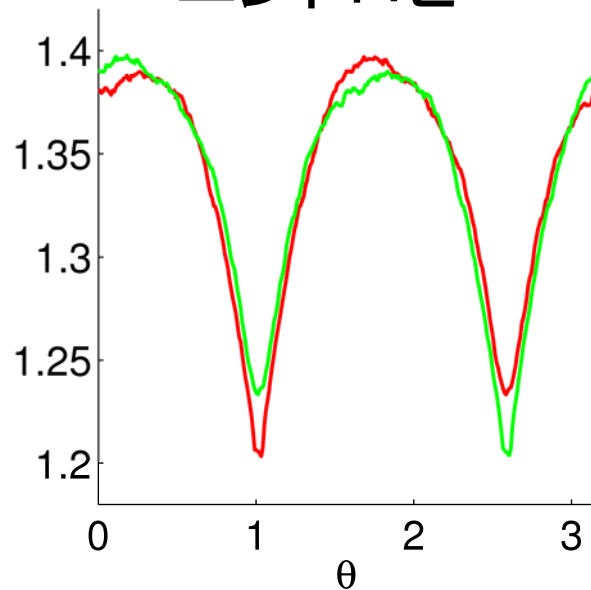
白色化信号



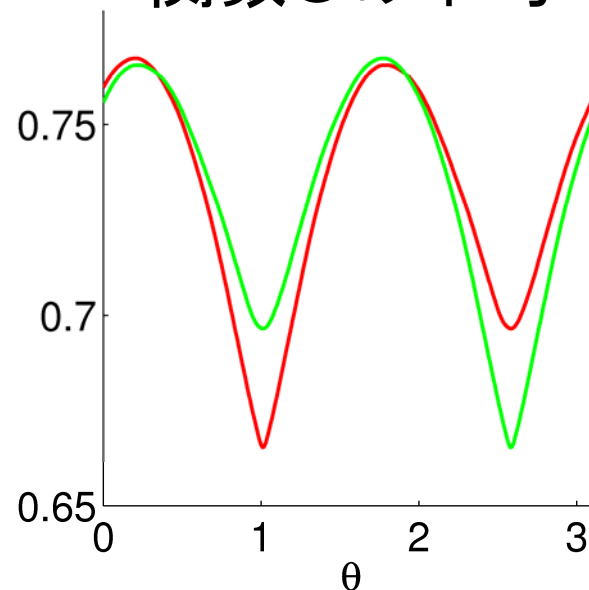
分離信号



エントロピー



関数Gの平均



$$G(y_i) = |y_i|$$

$$G(y_i) = -\log p(y_i)$$

$$p(y_i) = \exp[-|y_i|]$$

ラプラス分布による  
情報量の近似

# FastICA [1]

- 前処理に白色化. 解空間をユニタリ行列  $\mathbf{U}$  に限定
- 非線形関数  $G(y_i) = -\log p(y_i)$  の期待値を最小化
  - » エントロピー最小化:  $p(y_i)$  が真の分布の近似
- 基本は, 分離信号  $y_i$  を1つずつ求めていく

収束するまで以下を繰り返す

$$\mathbf{U} = [\mathbf{u}_1 \cdots \mathbf{u}_I]^T$$

$$y_i = \mathbf{u}_i^T \mathbf{z} \quad \text{分離信号の計算}$$

$$\mathbf{u}_i \leftarrow E\{g'(y_i)\}\mathbf{u}_i - E\{g(y_i)\mathbf{z}\} \quad \text{ニュートン法によるGの最適化}$$

$$\mathbf{u}_i \leftarrow \mathbf{u}_i - \sum_{k=1}^{i-1} (\mathbf{u}_k^T \mathbf{u}_i) \mathbf{u}_k \quad \text{グラム・シュミットの直交化}$$

$$\mathbf{u}_i \leftarrow \frac{\mathbf{u}_i}{\|\mathbf{u}_i\|} \quad \text{ノルム1に正規化}$$



# 非線形関数Gについて

- FastICAで用いるには、一階微分、二階微分が必要

$$g(y) = \frac{dG(y)}{dy} \quad g'(y) = \frac{dg(y)}{dy}$$

- ラプラス分布によるGは、一階微分が不連続となり不都合

$$g(y) = \frac{d|y|}{dy} = \frac{y}{|y|} \quad \text{符号そのもの}$$

- 代わりに、二階微分も可能な関数を使用

$$G(y) = \sqrt{y^2 + \alpha}$$

$\alpha$  は0.1など小さな値

$\alpha = 0$ でラプラス分布によるGとなる

$$g(y) = \frac{y}{\sqrt{y^2 + \alpha}}$$

$$g'(y) = \frac{1}{\sqrt{y^2 + \alpha}} \left[ 1 - \frac{y^2}{y^2 + \alpha} \right]$$

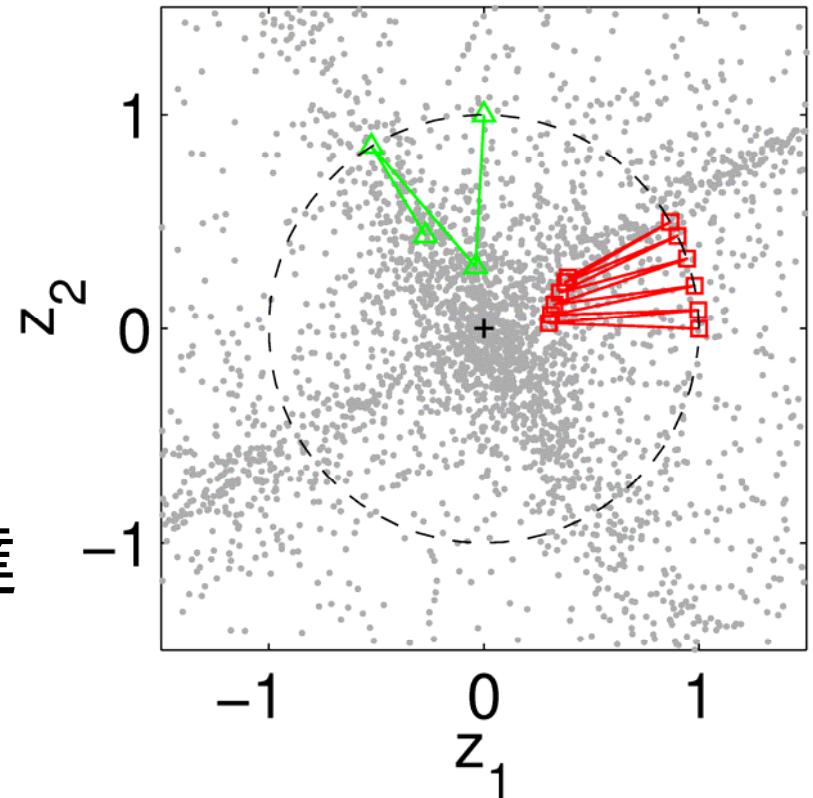
# FastICAアルゴリズムの様子

- 赤 (□)

- »  $\mathbf{u}_1 = [1 \ 0]^T$  を初期値
- » Gの最適化: 原点に近づいているもの
- » ノルム1に正規化: 単位円上
- » 5回の繰り返しで良好な解へ

- 緑 (△)

- »  $\mathbf{u}_2 = [0 \ 1]^T$  を初期値
- » 直交化により, 1回で解に到達



# 白色化 + FastICA まとめ

---

- 手順

- » 観測信号を白色化. 相関行列の固有値分解による

$$\mathbf{z}(t) = \mathbf{V}\mathbf{x}(t)$$

- » ユニタリ変換. FastICAによる効率的最適化

$$\mathbf{y}(t) = \mathbf{U}\mathbf{z}(t)$$

- 独立成分分析の定式化  $\mathbf{y}(t) = \mathbf{W}\mathbf{x}(t)$  に照らすと

- » 分離行列は  $\mathbf{W} = \mathbf{U}\mathbf{V}$

- 限定された形

➡ 次に,  $\mathbf{W}$  の形を限定しないアルゴリズムを紹介

## 最尤推定法 [2,3]

---

- 観測信号  $\mathcal{X} = \{\mathbf{x}(1), \dots, \mathbf{x}(T)\}$  に対する  $\mathbf{W}$  の尤度

$$\mathcal{L}(\mathbf{W}|\mathcal{X}) = \prod_{t=1}^T p(\mathbf{x}(t)|\mathbf{W})$$

- 線形変換と確率密度関数

$$\mathbf{y} = \mathbf{W}\mathbf{x} \quad p(\mathbf{y}) = \frac{1}{|\det \mathbf{W}|} p(\mathbf{x})$$

- 分離信号  $\mathbf{y}$  の独立性を仮定

$$p(\mathbf{y}) = \prod_{i=1}^I p(y_i) \quad p(y_i) \text{ はラプラス分布など}$$

- 以上から導かれる対数尤度を最大化する  $\mathbf{W}$  を求める

$$\log \mathcal{L} = T \log |\det \mathbf{W}| + \sum_{t=1}^T \sum_{i=1}^I \log p(y_i(t))$$

# 最尤推定法

- サンプル数  $T$  で割り, 最大化すべき目的関数を設定

$$\mathcal{J} = \log |\det \mathbf{W}| + \sum_{i=1}^I \mathbb{E}\{\log p(y_i)\}$$

» 参考:  $\mathbf{W}$  をユニタリ行列に限定すればFastICAと等価

- 勾配法により  $\mathbf{W}$  を最適化

$$\mathbf{W} \leftarrow \mathbf{W} + \eta \cdot \frac{\partial \mathcal{J}}{\partial \mathbf{W}}$$

$\eta$  は適切に設定された  
ステップサイズ

$$\frac{\partial \mathcal{J}}{\partial \mathbf{W}} = (\mathbf{W}^\top)^{-1} - \mathbb{E}\{\boldsymbol{\Phi}(\mathbf{y})\mathbf{x}^\top\}$$

$$\boldsymbol{\Phi}(\mathbf{y}) = \begin{bmatrix} \phi(y_1) \\ \vdots \\ \phi(y_I) \end{bmatrix}$$

$$\phi(y_i) = -\frac{\partial \log p(y_i)}{\partial y_i}$$

$\phi(y_i)$  の具体的な形

ラプラス分布  $\phi(y_i) = \frac{y_i}{|y_i|}$

非線形関数G  $\phi(y_i) = \frac{y_i}{\sqrt{y_i^2 + \alpha}}$

# Natural Gradient [4,5]

---

- 勾配法では,  $\mathbf{W}$  の逆行列計算が厄介

$$\frac{\partial \mathcal{J}}{\partial \mathbf{W}} = (\mathbf{W}^\top)^{-1} - \mathbb{E}\{\Phi(\mathbf{y})\mathbf{x}^\top\}$$

- Natural gradient

$$\frac{\partial \mathcal{J}}{\partial \mathbf{W}} \mathbf{W}^\top \mathbf{W} = [\mathbf{I} - \mathbb{E}\{\Phi(\mathbf{y})\mathbf{y}^\top\}] \mathbf{W}$$

- » 逆行列計算が不要

- » Equivariance Property

- 混合行列  $\mathbf{H}$  の影響 (singularに近く不安定など) を受けない

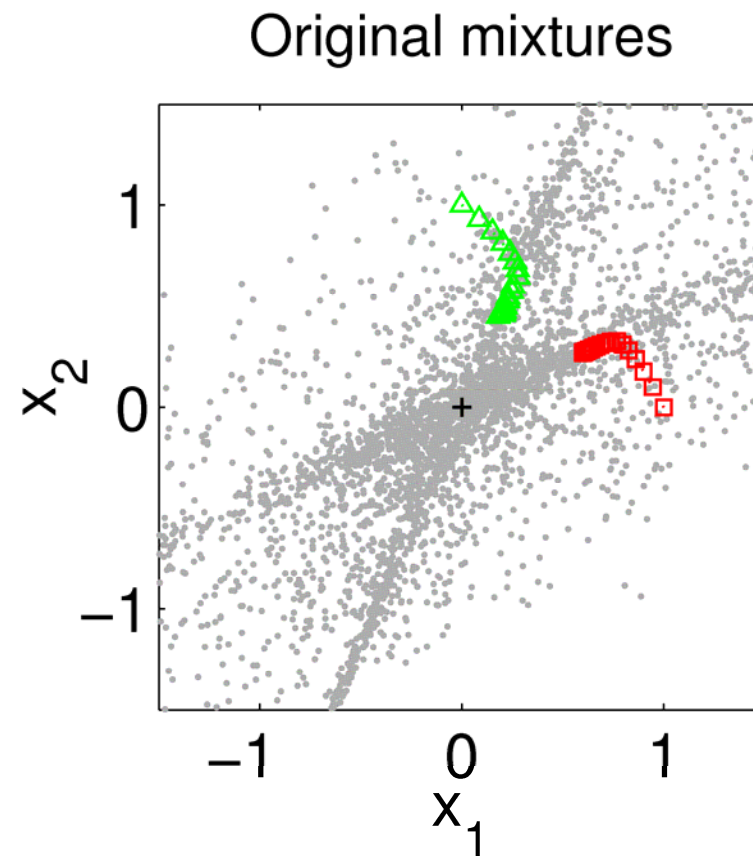
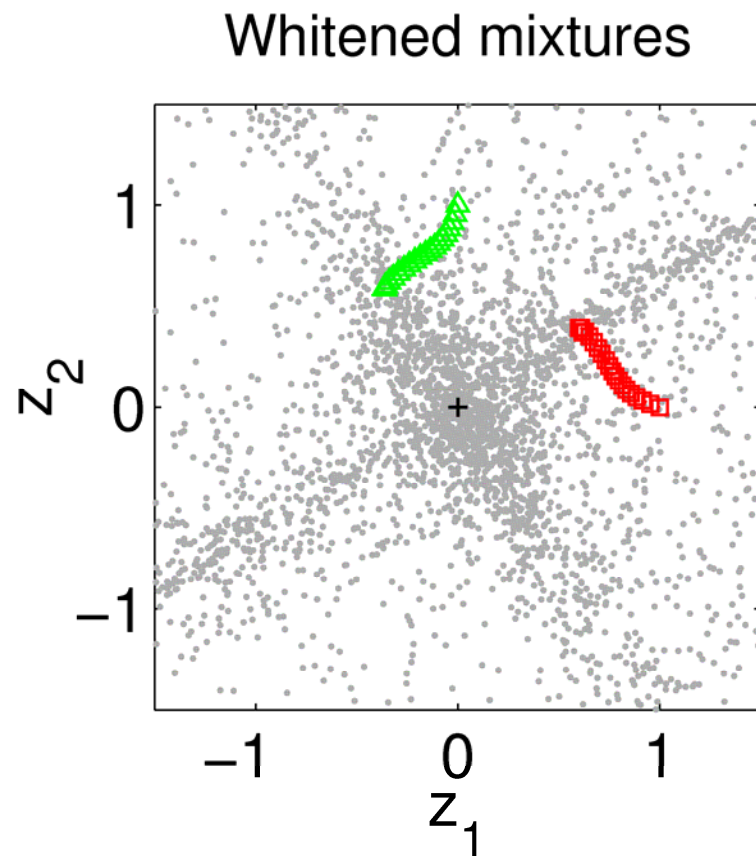
- ICAアルゴリズム – 以下を収束まで繰り返す

$$\mathbf{y} = \mathbf{W}\mathbf{x}$$

$$\mathbf{W} \leftarrow \mathbf{W} + \eta [\mathbf{I} - \mathbb{E}\{\Phi(\mathbf{y})\mathbf{y}^\top\}] \mathbf{W}$$

# Natural Gradientによる最適化の様子

- 赤 (□):  $\mathbf{w}_1 = [1 \ 0]^T$  を初期値
- 緑 (△):  $\mathbf{w}_2 = [0 \ 1]^T$  を初期値
- 観測信号の白色化の有無に関わらず, 良好に解に収束



# もう少し違った観点からの手法

---

- これまで説明した独立成分分析
  - » 正規分布から遠ざける, エントロピーを減らす
  - » 正規分布とは異なる分布を仮定し, 最尤推定

Non-gaussianity

- 信号の同時無相関化による分離方法
  - » 二次統計量(=相関行列)のみを利用
  - » 信号の非定常性に基づく
  - » 広い意味での独立成分分析(ICA) = BSS

Non-stationarity



# 同時無相関化

- 観測信号  $\mathbf{x}$  から二つ(以上)の区間を設定
  - » 例として, 1) 全体 と 2) 最初1/4

- それらの区間に関して相関行列を計算

$$\mathbf{R}_{\mathbf{x}}^a = \frac{1}{T} \sum_{t=1}^T \mathbf{x}(t) \mathbf{x}^T(t) \quad \mathbf{R}_{\mathbf{x}}^q = \frac{4}{T} \sum_{t=1}^{T/4} \mathbf{x}(t) \mathbf{x}^T(t)$$

- 分離信号  $\mathbf{y} = \mathbf{W}\mathbf{x}$  のそれぞれの区間の相関行列を対角化する  $\mathbf{W}$  を分離行列として求める

$$\begin{aligned} \mathbf{R}_{\mathbf{y}}^a &= \mathbf{W} \mathbf{R}_{\mathbf{x}}^a \mathbf{W}^T = \mathbf{D}^a \\ \mathbf{R}_{\mathbf{y}}^q &= \mathbf{W} \mathbf{R}_{\mathbf{x}}^q \mathbf{W}^T = \mathbf{D}^q \end{aligned} \quad \left. \begin{array}{l} \leftarrow \\ \leftarrow \end{array} \right\} \text{対角行列}$$

# 一般化固有値分解による簡便な方法 [6]

- 二つの対角行列を別の対角行列で関連付け

$$\mathbf{D}^a = \mathbf{D}^q \Lambda$$

- $\mathbf{D}$  を消去すると一般化固有値問題の形になる

$$\begin{aligned} \mathbf{W} \mathbf{R}_x^a \mathbf{W}^\top &= \mathbf{W} \mathbf{R}_x^q \mathbf{W}^\top \Lambda \\ \mathbf{R}_x^a \mathbf{W}^\top &= \mathbf{R}_x^q \mathbf{W}^\top \Lambda \end{aligned}$$

$\mathbf{W}$  の逆行列を  
左からかける

- 一般化固有値分解は多くの場合、ルーチンがある

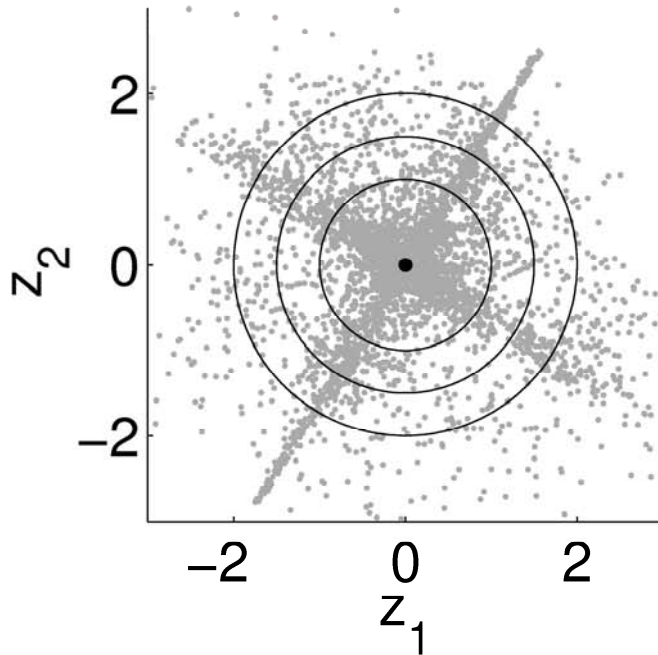
» 例えばMatlabでは

$$[\mathbf{E}, \mathbf{D}] = \text{eig}(\mathbf{R}_a, \mathbf{R}_q);$$

- 得られた  $\mathbf{E}$  を用いて,  $\mathbf{W} = \mathbf{E}^\top$  が分離行列

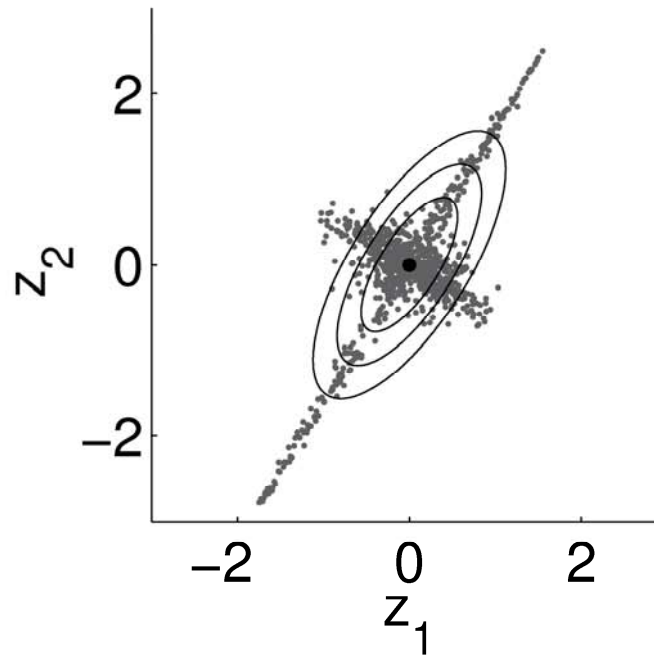
# 同時無相関化の直感的説明

(a) whitened



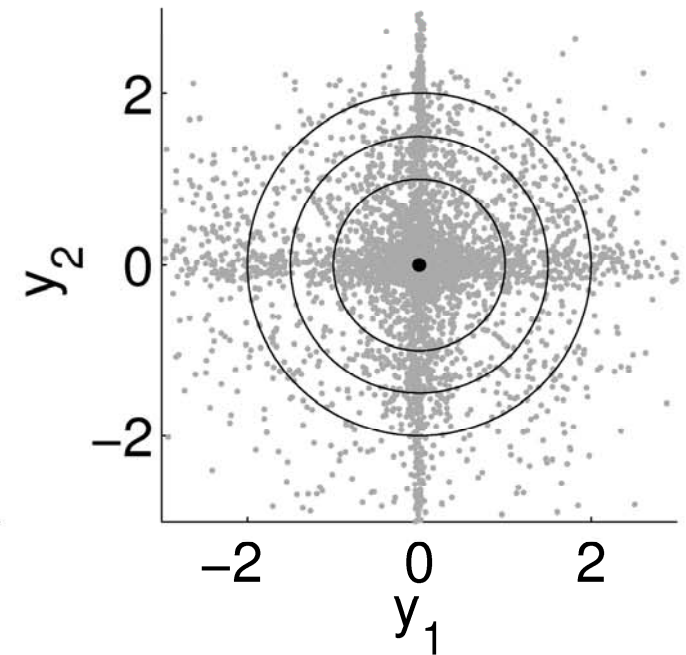
全体を白色化

(b) only first quarter



最初1/4区間を  
取り出すと相関を  
持つことが発覚

(c) jointly uncorrelated

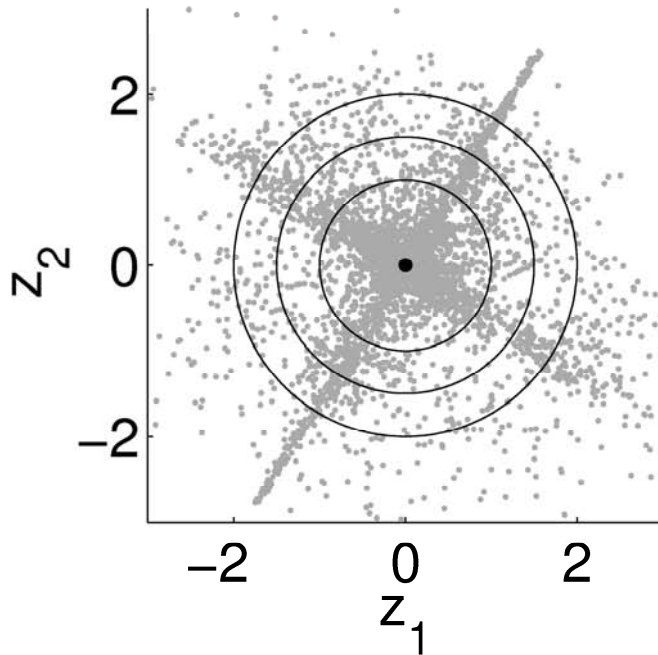


最初1/4区間が  
無相関になるよう  
に回転

⇒ 分離を達成

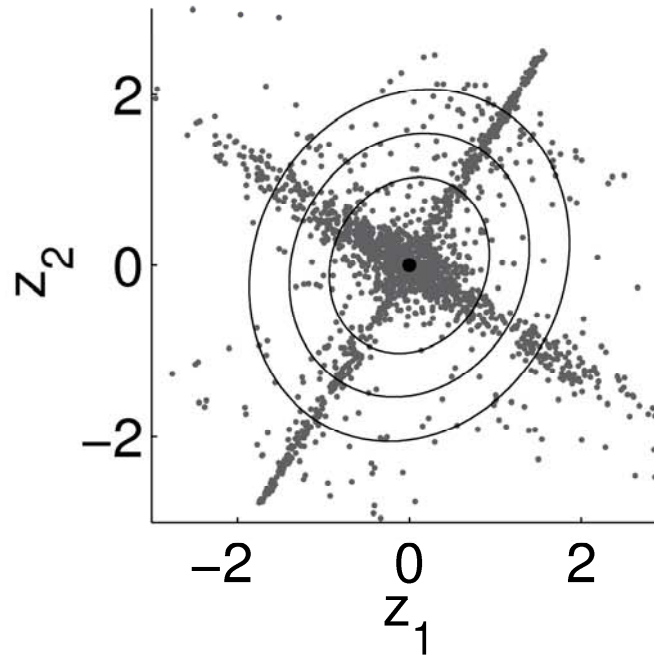
# 同時無相関化がうまく行かない場合

(a) whitened



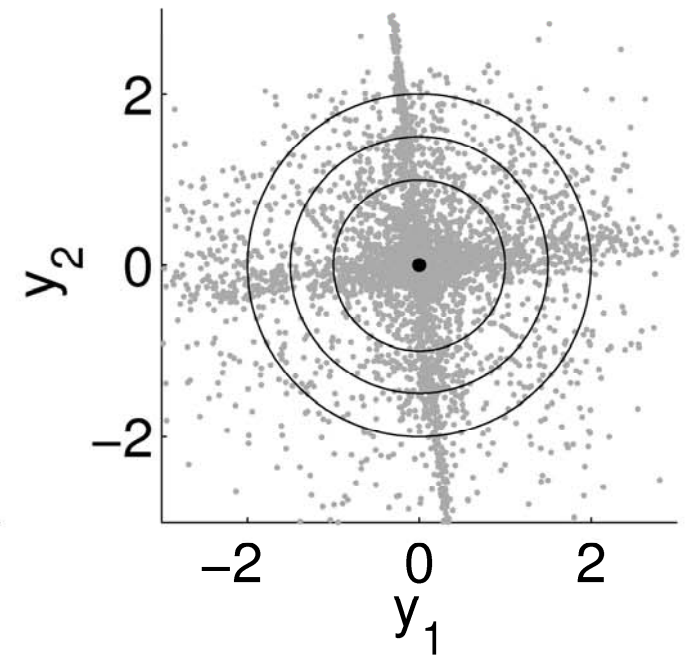
全体を白色化

(b) only first half



最初1/2区間でも  
既にある程度  
無相関になっている

(c) jointly uncorrelated



最初1/2区間が  
無相関になるよう  
に回転

⇒ 分離が不十分

# 同時無相関化

---

- 区間の選択が重要
  - » 相関行列が十分に異なっていること
- 区間の数を増やすことで成功しやすくなる
  - » ただし区間が3個以上になると、一般化固有値分解の簡便な方法は利用できない
  - » Joint Diagonalization

$$\mathbf{W}_o = \operatorname{argmin}_{\mathbf{W}} \sum_{\mathcal{P}} \operatorname{offDiag}\{\mathbf{W}\mathbf{R}_x^{\mathcal{P}}\mathbf{W}^T\}$$

様々な区間  $\mathcal{P}$  の相関行列を同時に対角化

# まとめ

---

- 中心極限定理
  - » どんどん混ぜれば正規分布に近づく
- 独立成分分析
  - » 独立 = エントロピー減 = 正規分布から遠
  - » 意味のある音はラプラス分布で近似できる
  - » 効率的アルゴリズム: FastICA, Natural gradient
- 実環境で混ざった音を分けるためには(実機デモ)
  - » 畳み込み混合(残響)への対処が必要
    - 時間周波数領域での手法: 複素数ICAなど

# 周波数領域BSSに関する発表文献

---

- H. Sawada, R. Mukai, S. Araki, S. Makino, "Polar Coordinate based Nonlinear Function for Frequency Domain Blind Source Separation," *IEICE Trans. Fundamentals*, vol.E86-A, no.3, pp. 590-596 (2003)
- H. Sawada, R. Mukai, S. Araki, S. Makino, "A Robust and Precise Method for Solving the Permutation Problem of Frequency-Domain Blind Source Separation," *IEEE Trans. Speech and Audio Processing*, vol.12, no. 5, pp. 530-538 (2004)
- H. Sawada, S. Araki, S. Makino, "Frequency-Domain Blind Source Separation," in *Blind Speech Separation*, S. Makino, Te-Won Lee, and H. Sawada, Eds, Springer (2007)
- H. Sawada, S. Araki, S. Makino, "MLSP 2007 Data Analysis Competition: Frequency-Domain Blind Source Separation for Convolutional Mixtures of Speech/Audio Signals," *Proc. IEEE International Workshop on Machine Learning for Signal Processing (MLSP)*, pp. 45-50 (2007)

# 参考文献

---

- [1] A. Hyvärinen, J. Karhunen and E. Oja, *Independent Component Analysis*, Wiley-Interscience (2001)
- [2] A. Bell and T. Sejnowski, “An information-maximization approach to blind separation and blind deconvolution,” *Neural Computation*, 7(6):1129-1159 (1995)
- [3] J.-F. Cardoso, “Infomax and maximum likelihood for blind source separation,” *IEEE Signal Processing Letters*, 4(4):112-114 (1997)
- [4] S. Amari, A. Cichocki and H.H. Yang, “A new learning algorithm for blind signal separation,” In *Advances in Neural Information Processing Systems (NIPS)*, vol. 8, pp. 757-763 (1996)
- [5] A. Cichocki and S. Amari, *Adaptive Blind Signal and Image Processing*, Wiley (2002)
- [6] L. Parra and P. Sajda, “Blind source separation via generalized eigenvalue decomposition,” *Journal of Machine Learning Research*, 4:1261-1269 (2003)