

(19) 日本国特許庁(JP)

(12) 特 許 公 報(B2)

(11) 特許番号

特許第4090969号
(P4090969)

(45) 発行日 平成20年5月28日(2008.5.28)

(24) 登録日 平成20年3月7日(2008.3.7)

(51) Int.Cl.		F I		
G06F 17/10	(2006.01)	G06F 17/10		D
G06F 17/14	(2006.01)	G06F 17/14		S

請求項の数 7 (全 33 頁)

(21) 出願番号	特願2003-311475 (P2003-311475)	(73) 特許権者	503360115
(22) 出願日	平成15年9月3日(2003.9.3)		独立行政法人科学技術振興機構
(65) 公開番号	特開2005-78579 (P2005-78579A)		埼玉県川口市本町4丁目1番8号
(43) 公開日	平成17年3月24日(2005.3.24)	(74) 代理人	100107010
審査請求日	平成17年9月7日(2005.9.7)		弁理士 橋爪 健
		(72) 発明者	須鎗 弘樹
			千葉県柏市中原2-10-20-208
		(72) 発明者	香取 洋介
			千葉県稲毛区小中台町5-30
		審査官	石川 正二

最終頁に続く

(54) 【発明の名称】 信号分離方法、信号分離プログラム及びそのプログラムを記録した記録媒体

(57) 【特許請求の範囲】

【請求項1】

信号分離処理を実行するための処理部と、前記処理部と接続されて信号を入力するための入力部又は記憶部と、前記処理部と接続されて前記処理部による処理結果を出力又は表示するための出力部又は表示部とを備えた信号分離処理装置を用いた信号分離方法であって、

処理部が、互いに独立なN種類の情報源から発生した信号が線形に重ね合わされた信号を観測した信号であるN種類の観測信号 $X = x_n(t)$ ($n = 1, \dots, N$) を、入力部又は記憶部から入力するステップと、

処理部が、N種類の観測信号Xの各データを、各観測信号の信号分布がどれだけ尖っているかを表す尖度を高めるための、ウェーブレット変換の一種で可逆なりフティング処理を実行するステップと、

処理部が、前記りフティング処理されたN種類の信号を、N種類の信号間の独立性が最大になるように、N種類の独立した成分の信号である独立成分信号に分離するFastICA (Fast Independent Component Analysis: 高速独立成分分析) 処理を実行するステップと、

処理部が、独立成分信号を前記りフティング処理の逆変換により、尖度を低くするように戻すことにより、重なり合った観測信号から分離抽出された信号であるN種類の分離信号 $Y = y_n(t)$ ($n = 1, \dots, N$) を求めるための逆りフティング処理を実行するステップと、

10

20

処理部が、N種類の分離信号 Y を記憶部に記憶、出力部に出力、及び/又は、表示部に表示するステップと、
を含み、

前記リフティング処理を実行するステップは、

処理部が、前記観測信号のデータ列の偶数番又は奇数番の一方のデータを、その両側のデータの平均との差に置き換えるステップと、

処理部が、前記置き換えるステップにより置き換えていない部分を前半部分に、前記置き換えるステップにより置き換えた部分を後半部分にソートする、又は、前記置き換えるステップにより置き換えていない部分を後半部分に、前記置き換えるステップにより置き換えた部分を前半部分にソートするステップと、

10

処理部が、前記前半部分に対して前記置き換えるステップ及び前記ソートするステップを繰り返し実行し、リフティング処理された変換信号 $X = x_n(t)$ に変換するステップと
を含み、

前記FastICA処理を実行するステップは、

処理部が、前記リフティング処理されたN種類の変換信号 $X = x_n(t)$ の各 n に対して、平均値を求めて各データ $x_n(t)$ から平均値を減算することにより中心化し、中心化した行列 $X' = x'_n(t)$ を記憶部に記憶するステップと、

20

処理部が、中心化した行列 X' を記憶部から読み出し、行列 X' からつくられる共分散行列の固有値・固有ベクトルを求めて、各データをその固有ベクトルで改めて表現しなおすことにより白色化して、行列 X' として記憶部に記憶するステップと、

処理部が、分離行列 W を構成するベクトル $w_i (i = 1, \dots, N)$ の各成分の初期値を一様分布に従う乱数としてランダムに生成するステップと、

処理部は、各行又は列のいずれかが中心化及び白色化された行列 X' を構成するベクトル $x'_i (i = 1, \dots, N)$ と、ベクトル $w_i (i = 1, \dots, N)$ とを用いて、非ガウス性を最大化するための予め定められた以下に示す漸化式により、ベクトル w_i を更新することにより、分離行列 W を決定し、記憶部に記憶するステップと、

処理部が、中心化及び白色化される前の行列 X と分離行列 W との積により、前記独立成分信号 Y' を求め、記憶部に記憶するステップと、
を含み、

30

前記逆リフティング処理を実行するステップは、

処理部が、独立成分信号 Y' を記憶部から読み出し、計算範囲を2つのデータ範囲に設定するステップと、

処理部が、前半部分のデータを奇数部分に且つ後半部分のデータを偶数部分に入れ替える、又は、後半部分のデータを偶数部分に且つ前半部分のデータを奇数部分に入れ替えるステップと、

処理部が、偶数番又は奇数番のいずれかのデータに、そのデータの両側のデータの平均を加えるステップと、

40

処理部が、計算範囲を倍として、前記入れ替えるステップ及び平均を加えるステップを繰り返し実行し、求めた Y' を分離信号 Y として記憶部に記憶するステップと、

を含み、

前記漸化式は、

$$w_i = E(x_i (w_i^T x_i)^3) - 3 w_i$$

(ここで、 E は算術平均)

、又は、

$$w_i = E(x'_i g(w_i^T x'_i)) - E(g'(w_i^T x'_i)) w_i$$

50

(ここに、関数 g 及びそれを微分した関数 g' は、次のいずれかである。)

$$g_1(y) = \tanh(a * y)、g'_1(y) = a * (1 - \tanh^2(a * y))$$

(a は、1 以上 2 以下の定数)

$$g_2(y) = y * \exp(-y^2 / 2)、g'_2(y) = (1 - y^2) * \exp(-y^2 / 2)$$

$$g_3(y) = y^3、g'_3(y) = 3 * y^2$$

である

信号分離方法。

【請求項 2】

前記分離行列 W を決定するステップは、さらに、
 処理部が、分離行列 W を構成するベクトル w_i の大きさを 1 とするステップと、
 処理部が、ベクトル w_i を他のベクトル w_j に対して直交化するステップと、
 処理部が、直交化されたベクトル w_i の大きさを 1 とするステップと、
 処理部が、更新前後のベクトル w_i の距離が近くなるように収束するまで上記各ステップを繰り返しベクトル w_i を求めるステップと、
 を含む請求項 1 に記載の信号分離方法。

10

【請求項 3】

前記リフティング処理を実行するステップは、
 前記置き換えるステップの後、処理部が、偶数番又は奇数番の他方のデータを用いて調整するステップと、
 を含む請求項 1 又は 2 のいずれかに記載の信号分離方法。

20

【請求項 4】

前記逆リフティング処理を実行するステップは、
 処理部が、奇数番のデータを両側のデータにより調整するステップを、
 をさらに含む請求項 1 乃至 3 のいずれかに記載の信号分離方法。

【請求項 5】

信号は、音声又は画像であることを特徴とする請求項 1 乃至 4 のいずれかに記載の信号分離方法。

【請求項 6】

信号分離処理を実行するための処理部と、前記処理部と接続されて信号を入力するための入力部又は記憶部と、前記処理部と接続されて前記処理部による処理結果を出力又は表示するための出力部又は表示部とを備えた信号分離処理装置を用いた信号分離プログラムであって、

30

処理部が、互いに独立な N 種類の情報源から発生した信号が線形に重ね合わされた信号を観測した信号である N 種類の観測信号 $X = x_n(t)$ ($n = 1, \dots, N$) を、入力部又は記憶部から入力するステップと、

処理部が、 N 種類の観測信号 X の各データを、各観測信号の信号分布がどれだけ尖っているかを表す尖度を高めるための、ウェーブレット変換の一種で可逆なリフティング処理を実行するステップと、

処理部が、前記リフティング処理された N 種類の信号を、 N 種類の信号間の独立性が最大になるように、 N 種類の独立した成分の信号である独立成分信号に分離する Fast ICA (Fast Independent Component Analysis: 高速独立成分分析) 処理を実行するステップと、

40

処理部が、独立成分信号を前記リフティング処理の逆変換により、尖度を低くするように戻すことにより、重なり合った観測信号から分離抽出された信号である N 種類の分離信号 $Y = y_n(t)$ ($n = 1, \dots, N$) を求めるための逆リフティング処理を実行するステップと、

処理部が、 N 種類の分離信号 Y を記憶部に記憶、出力部に出力、及び / 又は、表示部に表示するステップと、
 を含む、

50

前記リフティング処理を実行するステップは、
 処理部が、前記観測信号のデータ列の偶数番又は奇数番の一方のデータを、その両側のデータの平均との差に置き換えるステップと、

処理部が、前記置き換えるステップにより置き換えていない部分を前半部分に、前記置き換えるステップにより置き換えた部分を後半部分にソートする、又は、前記置き換えるステップにより置き換えていない部分を後半部分に、前記置き換えるステップにより置き換えた部分を前半部分にソートするステップと、

処理部が、前記前半部分に対して前記置き換えるステップ及び前記ソートするステップを繰り返し実行し、リフティング処理された変換信号 $X = x_n(t)$ に変換するステップと
 10
 を含み、

前記 FastICA 処理を実行するステップは、

処理部が、前記リフティング処理された N 種類の変換信号 $X = x_n(t)$ の各 n に対して、平均値を求めて各データ $x_n(t)$ から平均値を減算することにより中心化し、中心化した行列 $X' = x'_n(t)$ を記憶部に記憶するステップと、

処理部が、中心化した行列 X' を記憶部から読み出し、行列 X' からつくられる共分散行列の固有値・固有ベクトルを求めて、各データをその固有ベクトルで改めて表現しなおすことにより白色化して、行列 X' として記憶部に記憶するステップと、
 20

処理部が、分離行列 W を構成するベクトル $w_i (i = 1, \dots, N)$ の各成分の初期値を一様分布に従う乱数としてランダムに生成するステップと、

処理部は、各行又は列のいずれかが中心化及び白色化された行列 X' を構成するベクトル $x'_i (i = 1, \dots, N)$ と、ベクトル $w_i (i = 1, \dots, N)$ とを用いて、非ガウス性を最大化するための予め定められた以下に示す漸化式により、ベクトル w_i を更新することにより、分離行列 W を決定し、記憶部に記憶するステップと、

処理部が、中心化及び白色化される前の行列 X と分離行列 W との積により、前記独立成分信号 Y' を求め、記憶部に記憶するステップと、
 30
 を含み、

前記逆リフティング処理を実行するステップは、

処理部が、独立成分信号 Y' を記憶部から読み出し、計算範囲を 2 つのデータ範囲に設定するステップと、

処理部が、前半部分のデータを奇数部分に且つ後半部分のデータを偶数部分に入れ替える、又は、後半部分のデータを偶数部分に且つ前半部分のデータを奇数部分に入れ替えるステップと、

処理部が、偶数番又は奇数番のいずれかのデータに、そのデータの両側のデータの平均を加えるステップと、

処理部が、計算範囲を倍として、前記入れ替えるステップ及び平均を加えるステップを繰り返し実行し、求めた Y' を分離信号 Y として記憶部に記憶するステップと、
 40
 を含み、

前記漸化式は、

$$w_i = \frac{E(x_i (w_i^T x_i)^3) - 3 w_i}{E(x_i^2)}$$

(ここで、E は算術平均)

、又は、

$$w_i = \frac{E(x'_i g(w_i^T x'_i)) - E(g'(w_i^T x'_i)) w_i}{E(x'_i^2)}$$

(ここに、関数 g 及びそれを微分した関数 g' は、次のいずれかである。)

$$g_1(y) = \tanh(a * y), \quad g'_1(y) = a * (1 - \tanh^2(a * y))$$

(a は、1 以上 2 以下の定数)

$$\underline{g_2(y) = y * \exp(-y^2/2), g'_2(y) = (1 - y^2) * \exp(-y^2/2)}$$

$$\underline{g_3(y) = y^3, g'_3(y) = 3 * y^2}$$

である、

各ステップをコンピュータに実行させるための信号分離プログラム。

【請求項 7】

信号分離処理を実行するための処理部と、前記処理部と接続されて信号を入力するための入力部又は記憶部と、前記処理部と接続されて前記処理部による処理結果を出力又は表示するための出力部又は表示部とを備えた信号分離処理装置を用いた信号分離プログラムを記録したコンピュータ読み取り可能な記録媒体であって、

10

処理部が、互いに独立な N 種類の情報源から発生した信号が線形に重ね合わされた信号を観測した信号である N 種類の観測信号 $X = x_n(t)$ ($n = 1, \dots, N$) を、入力部又は記憶部から入力するステップと、

処理部が、N 種類の観測信号 X の各データを、各観測信号の信号分布がどれだけ尖っているかを表す尖度を高めるための、ウェーブレット変換の一種で可逆なリフティング処理を実行するステップと、

処理部が、前記リフティング処理された N 種類の信号を、N 種類の信号間の独立性が最大になるように、N 種類の独立した成分の信号である独立成分信号に分離する Fast I C A (Fast Independent Component Analysis: 高速独立成分分析) 処理を実行するステップと、

20

処理部が、独立成分信号を前記リフティング処理の逆変換により、尖度を低くするように戻すことにより、重なり合った観測信号から分離抽出された信号である N 種類の分離信号 $Y = y_n(t)$ ($n = 1, \dots, N$) を求めるための逆リフティング処理を実行するステップと、

処理部が、N 種類の分離信号 Y を記憶部に記憶、出力部に出力、及び / 又は、表示部に表示するステップと、

を含み、

30

前記リフティング処理を実行するステップは、

処理部が、前記観測信号のデータ列の偶数番又は奇数番の一方のデータを、その両側のデータの平均との差に置き換えるステップと、

処理部が、前記置き換えるステップにより置き換えていない部分を前半部分に、前記置き換えるステップにより置き換えた部分を後半部分にソートする、又は、前記置き換えるステップにより置き換えていない部分を後半部分に、前記置き換えるステップにより置き換えた部分を前半部分にソートするステップと、

処理部が、前記前半部分に対して前記置き換えるステップ及び前記ソートするステップを繰り返し実行し、リフティング処理された変換信号 $X = x_n(t)$ に変換するステップと

40

を含み、

前記 Fast I C A 処理を実行するステップは、

処理部が、前記リフティング処理された N 種類の変換信号 $X = x_n(t)$ の各 n に対して、平均値を求めて各データ $x_n(t)$ から平均値を減算することにより中心化し、中心化した行列 $X' = x'_n(t)$ を記憶部に記憶するステップと、

処理部が、中心化した行列 X' を記憶部から読み出し、行列 X' からつくられる共分散行列の固有値・固有ベクトルを求めて、各データをその固有ベクトルで改めて表現しなおすことにより白色化して、行列 X' として記憶部に記憶するステップと、

処理部が、分離行列 W を構成するベクトル w_i ($i = 1, \dots, N$) の各成分の初期

50

値を一様分布に従う乱数としてランダムに生成するステップと、

処理部は、各行又は列のいずれかが中心化及び白色化された行列 X' を構成するベクトル x'_i ($i = 1, \dots, N$) と、ベクトル w_i ($i = 1, \dots, N$) とを用いて、非ガウス性を最大化するための予め定められた以下に示す漸化式により、ベクトル w_i を更新することにより、分離行列 W を決定し、記憶部に記憶するステップと、

処理部が、中心化及び白色化される前の行列 X と分離行列 W との積により、前記独立成分信号 Y' を求め、記憶部に記憶するステップと、
を含み、

前記逆リフティング処理を実行するステップは、

処理部が、独立成分信号 Y' を記憶部から読み出し、計算範囲を2つのデータ範囲に設定するステップと、

処理部が、前半部分のデータを奇数部分に且つ後半部分のデータを偶数部分に入れ替える、又は、後半部分のデータを偶数部分に且つ前半部分のデータを奇数部分に入れ替えるステップと、

処理部が、偶数番又は奇数番のいずれかのデータに、そのデータの両側のデータの平均を加えるステップと、

処理部が、計算範囲を倍として、前記入れ替えるステップ及び平均を加えるステップを繰り返し実行し、求めた Y' を分離信号 Y として記憶部に記憶するステップと、
を含み、

前記漸化式は、

$$w_i = \frac{E(x_i (w_i^T x_i)^3) - 3 w_i}{(\text{ここで、} E \text{ は算術平均})}$$

、又は、

$$w_i = \frac{E(x'_i g(w_i^T x'_i)) - E(g'(w_i^T x'_i)) w_i}{(\text{ここに、関数 } g \text{ 及びそれを微分した関数 } g' \text{ は、次のいずれかである。})}$$

$$g_1(y) = \tanh(a * y)、g'_1(y) = a * (1 - \tanh^2(a * y))$$

(a は、1以上2以下の定数)

$$g_2(y) = y * \exp(-y^2/2)、g'_2(y) = (1 - y^2) * \exp(-y^2/2)$$

$$g_3(y) = y^3、g'_3(y) = 3 * y^2$$

である、

各ステップをコンピュータに実行させるための信号分離プログラムを記録したコンピュータ読み取り可能な記録媒体。

【発明の詳細な説明】

【技術分野】

【0001】

本発明は、信号分離方法、信号分離プログラム及びそのプログラムを記録した記録媒体に係り、特に、信号解析・ノイズ除去・圧縮に使われているウェーブレット変換を Fast ICA と呼ばれる独立成分分析に適用することで、従来の Fast ICA では分離不可能であった信号を分離する信号分離方法、信号分離プログラム及びそのプログラムを記録したコンピュータ読み取り可能な記録媒体に関する。

【背景技術】

【0002】

一般に、複数の互いに独立な信号源の信号が線形に混合された観測信号を元の独立した信号に分離抽出する手法が独立成分分析 (Independent Component Analysis: ICA) である。本発明ではいくつかあるICAのアルゴリズムのうち収束が高速である Fast ICA (高速独立成分分析) に着目した。Fast ICA

10

20

30

40

50

は、高速に独立成分分析を行うアルゴリズムであり、数ある独立成分分析のアルゴリズムのなかでも、その高速性ゆえに最も広く使われている。FastICAの詳細な説明は非特許文献1を参照。また、独立成分分析については、例えば、非特許文献2を参照。

【0003】

また、特許文献1には、背景雑音、反射、マルチパス等が存在する実環境において混合された電波、光、音等の源信号を、その観測信号のみを使って分離処理するためのブラインド信号分離処理装置が記載されている。

また、Lifting(リフティング)とはウェーブレット変換の一種であり、元々圧縮やノイズ除去などに応用されていた。ウェーブレットの中でも高速で可逆であることがLiftingの特徴である。Liftingについての詳細な説明は非特許文献3を参照。

10

【0004】

【特許文献1】特開2003-078423号公報

【非特許文献1】A. Hyvarinen, J. Karhunen and E. Oja, "Independent Component Analysis" Wiley, 2001, chapter 8 pp. 165 - 203.

【非特許文献2】甘利俊一・村田昇編著、「独立成分分析」数理科学 SGCライブラリ 18、サイエンス社、2002

【非特許文献3】W. Sweldens, "Wavelets and the Lifting Scheme: A 5 Minute Tour" Zeitschrift für Angewandte Mathematik und Mechanik, vol. 76 (Suppl. 2), pp. 41 - 44, 1996.

20

【発明の開示】

【発明が解決しようとする課題】

【0005】

しかしながら、従来のFastICAは、信号の分布が尖っている(尖度が高い)信号に対しては有効だが、信号の分布が平坦な(尖度が低い)場合はうまく分離できない場合がある。これは、FastICAが、分布の尖度を頼りに元の信号の分離を行うためである。尖度が低い信号に対して、FastICA以外に有効なICAのアルゴリズムも存在するが、計算量が多く分離に時間がかかることが課題であった。

30

そこで本発明は、以上の点に鑑み、Liftingと呼ばれるウェーブレット変換をFastICAに組み合わせることにより、今まで分離が困難だった信号も含めいかなる観測信号に対しても有効に高速分離を可能とした信号分離方法及びプログラム及び記録媒体を提供することを目的とする。

【課題を解決するための手段】

【0006】

FastICAは非ガウス性を独立性の基準にして分離を行うが、非ガウス性を測る量のひとつとして尖度がある。ここで、尖度とは信号の分布の尖り具合を表す。一般に、尖度が高ければFastICAは非常に有効である。一方、Liftingは、信号の尖度を高める効果があるので、これをFastICAに適用することにより信号の尖度に関係なくどんな観測信号でも精度の高い分離が可能になる。

40

本発明の解決手段によると、

信号分離処理を実行するための処理部と、前記処理部と接続されて信号を入力するための入力部又は記憶部と、前記処理部と接続されて前記処理部による処理結果を出力又は表示するための出力部又は表示部とを備えた信号分離処理装置を用いた信号分離処理方法、信号分離プログラム及び該プログラムを記録したコンピュータ読み取り可能な記録媒体であって、

処理部が、互いに独立なN種類の情報源から発生した信号が線形に重ね合わされた信号を観測した信号であるN種類の観測信号 $X = x_n(t)$ ($n = 1, \dots, N$)を、入力部又は記憶部から入力するステップと、

50

処理部が、N種類の観測信号Xの各データを、各観測信号の信号分布がどれだけ尖っているかを表す尖度を高めるための、ウェーブレット変換の一種で可逆なリフティング処理を実行するステップと、

処理部が、前記リフティング処理されたN種類の信号を、N種類の信号間の独立性が最大になるように、N種類の独立した成分の信号である独立成分信号に分離するFastICA (Fast Independent Component Analysis: 高速独立成分分析) 処理を実行するステップと、

処理部が、独立成分信号を前記リフティング処理の逆変換により、尖度を低くするように戻すことにより、重なり合った観測信号から分離抽出された信号であるN種類の分離信号 $Y = y_n(t)$ ($n = 1, \dots, N$)を求めるための逆リフティング処理を実行するステップと、

処理部が、N種類の分離信号Yを記憶部に記憶、出力部に出力、及び/又は、表示部に表示するステップと、
を含み、

前記リフティング処理を実行するステップは、

処理部が、前記観測信号のデータ列の偶数番又は奇数番の一方のデータを、その両側のデータの平均との差に置き換えるステップと、

処理部が、前記置き換えるステップにより置き換えていない部分を前半部分に、前記置き換えるステップにより置き換えた部分を後半部分にソートする、又は、前記置き換えるステップにより置き換えていない部分を後半部分に、前記置き換えるステップにより置き換えた部分を前半部分にソートするステップと、

処理部が、前記前半部分に対して前記置き換えるステップ及び前記ソートするステップを繰り返し実行し、リフティング処理された変換信号 $X = x_n(t)$ に変換するステップと
を含み、

前記FastICA処理を実行するステップは、

処理部が、前記リフティング処理されたN種類の変換信号 $X = x_n(t)$ の各nに対して、平均値を求めて各データ $x_n(t)$ から平均値を減算することにより中心化し、中心化した行列 $X' = x'_n(t)$ を記憶部に記憶するステップと、

処理部が、中心化した行列 X' を記憶部から読み出し、行列 X' からつくられる共分散行列の固有値・固有ベクトルを求めて、各データをその固有ベクトルで改めて表現しなおすことにより白色化して、行列 X' として記憶部に記憶するステップと、

処理部が、分離行列Wを構成するベクトル w_i ($i = 1, \dots, N$)の各成分の初期値を一様分布に従う乱数としてランダムに生成するステップと、

処理部は、各行又は列のいずれかが中心化及び白色化された行列 X' を構成するベクトル x'_i ($i = 1, \dots, N$)と、ベクトル w_i ($i = 1, \dots, N$)とを用いて、非ガウス性を最大化するための予め定められた以下に示す漸化式により、ベクトル w_i を更新することにより、分離行列Wを決定し、記憶部に記憶するステップと、

処理部が、中心化及び白色化される前の行列Xと分離行列Wとの積により、前記独立成分信号 Y' を求め、記憶部に記憶するステップと、
を含み、

前記逆リフティング処理を実行するステップは、

処理部が、独立成分信号 Y' を記憶部から読み出し、計算範囲を2つのデータ範囲に設定するステップと、

処理部が、前半部分のデータを奇数部分に且つ後半部分のデータを偶数部分に入れ替える、又は、後半部分のデータを偶数部分に且つ前半部分のデータを奇数部分に入れ替えるステップと、

10

20

30

40

50

処理部が、偶数番又は奇数番のいずれかのデータに、そのデータの両側のデータの平均を加えるステップと、

処理部が、計算範囲を倍として、前記入れ替えるステップ及び平均を加えるステップを繰り返し実行し、求めた Y' を分離信号 Y として記憶部に記憶するステップと、
を含み、

前記漸化式は、

$$w_i = \frac{E(x_i (w_i^T x_i)^3) - 3 w_i}{E(x_i^2)}$$

(ここで、 E は算術平均)

、又は、

$$w_i = \frac{E(x'_i g(w_i^T x'_i)) - E(g'(w_i^T x'_i)) w_i}{E(x_i^2)}$$

(ここに、関数 g 及びそれを微分した関数 g' は、次のいずれかである。)

$$g_1(y) = \tanh(a * y), g'_1(y) = a * (1 - \tanh^2(a * y))$$

(a は、1以上2以下の定数)

$$g_2(y) = y * \exp(-y^2/2), g'_2(y) = (1 - y^2) * \exp(-y^2/2)$$

$$g_3(y) = y^3, g'_3(y) = 3 * y^2$$

である

信号分離方法、及び、これら各ステップをコンピュータに実行させるための信号分離プログラム並びに該プログラムを記録したコンピュータ読み取り可能な記録媒体が提供される。

【発明の効果】

【0007】

従来、FastICAは高速だが尖度の低い信号は分離できない場合があったが、本発明により、今までは分離できない信号も信号の分布によらずFastICAの高速性を失うことなく分離可能になる。

【発明を実施するための最良の形態】

【0008】

本実施の形態では、主に、複数種類の信号を行列の各行で表現した場合について説明するが、複数種類の信号を行列の各列で表現してもよく、この場合も適宜同様の処理を実行することができる。

【0009】

1. 信号の分離

本実施の形態において扱う信号は、音声、画像等に関わらずあらゆる信号を用いることができる。ここでは、分離信号については、分かりやすくするために、まず、音声について説明する。

図1及び図2に、音声分離についての説明図(1)及び(2)を示す。

例えば、部屋のなかに、静かな音楽が流れており、さらに、ある人が本を朗読しているとする。そのとき、信号源は音楽と朗読の2種類である。この場合、 $N = 2$ である。この部屋に録音用のマイクが2つ互いに離れた場所に設置してあり、それぞれのマイクで音を録音する。録音された音は、マイクが2つあるので、2種類ある。ここで、これら2つのマイクで録音した音から、音楽だけの音と朗読だけの音に分離抽出したいということを考える。この手法が、独立成分分析である。

ここでは、音の例を挙げたが、対象は音に限る必要はなく、画像などの他の信号でも可能である。本実施の形態では、画像での効果が大きいので、画像を例にしたサンプルが多いが、音声でも全く問題なく使える。

図3に、画像分離についての説明図を示す。

観測信号とは、上述の音声の場合では、与えられているのは、マイクで録音した音だけである。一方、画像の場合では、観測画像と書かれている画像だけである。また、分離信

10

20

30

40

50

号とは、上述の音声の例では、独立成分解析を施した後の「音楽だけの音」と「朗読だけの音」を意味する。画像の例では、重なり合った画像（観測画像）から分離抽出された画像を分離信号と読んでいる。

独立成分解析のアルゴリズムの目的は、観測信号から分離信号を求めることだが、観測信号は分離信号が線形に重なり合って生成されていると仮定するので、通常、観測信号と分離信号の関係は行列で表現される。つまり、観測信号にある行列をかければ、分離信号が得られるはずであり、この行列さえわかれば、分離信号が得られることになる。この行列のことを分離行列と呼ぶ。オリジナルのFastICAでは、この分離行列を1行ずつ求めている。なお、一度に、この分離行列を求めるアルゴリズムも提案されている。

【0010】

2. FastICA

独立成分分析の問題は、互いに独立なN種類の情報源から発生した信号が線形に重ね合わされたN種類の観測情報を得たとき、それら観測情報から元の独立な情報を分離抽出して復元したいという問題である。

N = 2のときの独立成分分析の問題を例にして説明する。（以下、一般のNについても、全く同じ議論を展開できる。）N = 2のとき、観測信号を表す確率変数 y_1 、 y_2 に対して、独立な情報源の信号を表す確率変数 x_1 、 x_2 が存在して、次の関係を満たす。

$$y_1 = a * x_1 + b * x_2$$

$$y_2 = c * x_1 + d * x_2$$

ここで、a、b、c、dは $ad - bc \neq 0$ を満たす未知定数である。前述した、独立成分分析の問題は、観測信号 y_1 、 y_2 から独立な情報源の信号 x_1 、 x_2 を分離抽出して復元したいという問題である。そのためには、未知定数a、b、c、dがわかればよい。実際、上の線形な関係より、既知の観測情報で構成されるベクトル $[y_1 \ y_2]$ の転置（この場合、2次元の縦ベクトルになる）に対して、 2×2 の行列 $[a \ b; c \ d]$ （1行目がa b、2行目がc dの行列、混合行列と呼んでいる）の逆行列（これも、 2×2 の行列。この行列を分離行列という）を左からかければ、情報源の信号 $[x_1 \ x_2]$ が得られる。

【0011】

ここで、問題として、既知なのは、「N種類の観測情報（上の例では、N = 2）」と「情報源が互いに独立である」と「情報源の信号を線形に重ね合わせると観測信号が得られる（ただし、その重ね合わせの比率などは未知）」という3種類の情報だけである。そこで、これら3種類の情報から、上記の問題を解くのであるが、その際に、2番目の情報の「独立性」の基準をもとに、情報源の信号を求める。つまり、N種類の観測情報から、もともとのN種類の情報源の間の独立性が最も大きくなるように分離抽出する。この独立性を測る基準は、さまざまあり、その基準の数に応じて、多くのアルゴリズムが提案されている。

FastICAのアルゴリズムでは、中心極限定理により、「一般に、いくつかの互いに独立な情報源から発生した信号を線形に重ねるとその分布はガウス分布に近づく」という事実を用いる。中心極限定理を数式を用いてより、詳細に表すと次のようになる。

確率変数 x_1 、 x_2 、...が平均値0、分散1の同一分布にしたがい、独立であるとすると、このとき、確率変数：

$$(x_1 + x_2 + \dots + x_n) / n$$

は、n のとき、平均値0、分散1のガウス分布に収束する。

この中心極限定理において重要なのは、必ずしもガウス分布でない分布に従う確率変数（複数）も、それらの線形結合をとると、よりガウ斯的になる（ガウス分布に近くなる）ことを示唆している点である。先のN = 2の場合の例でいえば、この中心極限定理より、観測情報 y_1 、 y_2 は、情報源の信号 x_1 、 x_2 よりも、よりガウ斯的であると考えられる。FastICAでは、このことを逆に考えて、独立成分分析に用いる。つまり、観測情報 y_1 、 y_2 から非ガウス性が最大になるような x_1 、 x_2 を求めれば、それらは、情報源であろうと考えるのである。（ただし、 x_1 、 x_2 のいずれも、もともとガウス分布

10

20

30

40

50

に従わないという仮定は必要である。この仮定は実際に独立成分分析の問題に応用する場合、ほとんど問題ない仮定である。)

そこで、観測情報 y_1 、 y_2 からなる次の量：

$$w_1 * y_1 + w_2 * y_2$$

を考えて、これの非ガウス性を最大化することを考える。もし、ベクトル $[w_1 \ w_2]$ が上記の係数 a 、 b 、 c 、 d からなる 2×2 の行列 $[a \ b; \ c \ d]$ (1行目が $a \ b$ 、2行目が $c \ d$ の行列、混合行列と呼んでいる) の逆行列 (これも、 2×2 の行列、分離行列と呼んでいる) のある一行に等しければ、これは、 x_1 または x_2 のどちらかに等しいはずである。

ここで、はじめに、ベクトル $[w_1 \ w_2]$ の各成分の値は、アルゴリズム上では、ランダムな値を与える。そして、独立性の指標である尖度により、ベクトル $[w_1 \ w_2]$ を更新し、分離行列 W の各行を求めていくのである。

非ガウス性を測る基準としては尖度やネグエントロピーなどがある。

【0012】

2.1 尖度

さて、上述の非ガウス性であるが、ガウス性とは、その分布がどれだけガウス分布に近いを表し、「ガウス性 = その分布とガウス分布の近さ」であり、「非ガウス性 = その分布とガウス分布の遠さ」を表していると考えられる。その近さ・遠さの指標として、分布の尖度を使う。

尖度 (*kurtosis*) とは、信号の分布がどれだけ尖っているかを表す。ガウス分布であれば尖度は0になる。尖度が正であればガウス分布より尖っていて (*Super Gaussian*)、尖度が負であればガウス分布より平坦である (*Sub Gaussian*)。信号を $X = \{x_i\}$ 、信号の数を T 、標準偏差を σ とすると尖度 ($kurt(X)$) は、例えば、式(1)のように表される。

【0013】

【数1】

$$kurt(X) := \frac{\sum_{i=0}^T (x_i - E(X))^4}{T\sigma^4} - 3 \quad (1)$$

【0014】

2.2 アルゴリズム

情報源の各信号系列を各行に割り当てた、原信号行列を S (行の数は N)、混合行列を A (2.1 の $N = 2$ の場合の例では、 2×2 の行列 $[a \ b; \ c \ d]$) とすると観測される信号行列は $X = AS$ (各行は観測信号の各信号系列) と表せる。この X に分離行列 W をかけることで分離信号 Y を得る。 A は未知であるので、 W を信号の尖度を手がかりに $W = A^{-1}$ となるよう W を求めていく方法が基本となる。

固定小数点法と呼ばれるアルゴリズムは分離行列 W のある一行のベクトルを w として次式(2)のように表せる。ただし、 $\|w\| = 1$ である。

$$w \cdot E(x \cdot (w^T x)^3) - 3w \quad (2)$$

式中の E は、算術平均である。 X はベクトルであるから、 $X = [2 \ 4 \ 8 \ 10]$ であれば、 $E[X]$ は、 $(2 + 4 + 8 + 10) / 4 = 6$ である。なお、FastICAの詳細な説明は非特許文献1を参照。

この式(2)のような漸化式は、非ガウス性を逐次的に最大化するために使用される。非ガウス性の尺度として尖度を用いた場合、式(2)は、式(1)に示したような、分布 $w^T x'_i$ の尖度 $kurt(w^T x'_i)$ の、 w に関する微分から得られる。また、後述

10

20

30

40

50

の処理フローチャートでは、式(2)の行列 x には、行列 x の各行を中心化及び白色化処理した後の行列 x' が用いられる。なお、後述のように、非ガウス性の尺度としてネグントロピーを用いることもできる。

【0015】

3. Lifting (リフティング)

Liftingとはウェーブレット変換の一種であり、元々圧縮やノイズ除去などに応用されていた。ウェーブレットの中でも高速で可逆であることがLiftingの特徴である。そのLiftingを、ここでは信号の尖度、分布の尖度を高める方法として使用する。

Liftingの原理は予測誤差に基づくものである。信号を $x = \{x_i\}$ とすると x_i を x_{i-1} と x_{i+1} の平均であると予測し、実際の値との誤差を求め、値を置き換える。

【0016】

【数2】

$$x_i \leftarrow x_i - \frac{x_{i-1} + x_{i+1}}{2} \quad (3)$$

10

20

【0017】

信号が急激に変化することがなければ予測誤差は0に近い値となる。

Liftingを使って特に有効な場合は、信号源の分布の尖度が低い場合である。画像は一般的に尖度が低い場合が多いので、Liftingを使って尖度を大きくすることが有効な場合が少なくない。LiftingのFastICAへの適用にあたって、有利に働くLiftingの性質を、以下に例示する。なお、Liftingについての詳細な説明は非特許文献2を参照。

(1) Lifting・逆Liftingともに、高速な手続きであり、FastICAの高速性を失わない。

(2) 他の線形変換と可逆である。(この性質が無ければ、FastICAの直後の分離結果が、原画像にLiftingを施した画像にならない。FastICAの後、逆Liftingが必要な理由)

(3) 信号源の独立性を失わない。

【0018】

図4に、Liftingの処理に関する説明図を示す。

今回、用いた画像データは、256階調のグレースケールのデータで、画像の各ピクセルには、0(白)~255(黒)の値が割り当てられている。画像の左上を始点として、左右、上下の順番でこれらのデータが並んでいる。その一例として、図示のように、1番目の101と3番目の106の平均値は、103.5である。2番目の105との差は、 $105 - 103.5 = 1.5$ であるから、2番目の105を1.5で置き換える。同様に、4番目・6番目・・・など、偶数番目のデータを置き換えていく。置き換えられた偶数番目のデータは、すべて後半に置き換え、奇数番目は、前半に移動する。

この後半に移動したデータを高周波成分と読んでいく。偶数番目のデータは、その前後の予測誤差で置き換えられているので、データ間の揺れが大きいほど、予測誤差も大きくなる。このことから、後半に移動したデータをハイパスフィルタを通して出てくる信号成分と考え、高周波成分と呼んでいる。これに対して、前半に移動した奇数番目のデータは、低周波成分と呼んでいる。

上述と同じ処理を、さらに、この前半に移動したデータについて同様に実行する。このとき、対象データは、全体の1/2になっていることに注意する。全体の1/2の対象データに上と同じ処理をすると、前半に低周波成分、後半に高周波成分になる。このとき、

30

40

50

前半の低周波成分は、全体の1/4になっている。この処理を繰り返すと、低周波成分は無くなっていき、高周波成分だけになることがわかる。

なお、データの置き換え又は調整について、奇数番目の処理と偶数番目の処理を逆にしても良い。また、上述の説明では、奇数部分を前に偶数部分を後ろにソートしているが、これとは逆に、奇数部分を後ろに偶数部分を前にソートして、同様の処理を適宜実行してもよい。

3.1 画像に適用した例

図5に、L i f t i n gを適用した説明図を示す。図5(A)は、左側に原画像、右側にL i f t i n g後の画像を示す。これは、8 b i t、256 x 256画素の画像にL i f t i n gを適用した例である。また、図5(B)に、この2枚の画像の画素値分布を示す。

10

図示のように、L i f t i n gを掛けると画素値の分布が非常に偏ることが見て取れる。つまり、L i f t i n gを掛けると、原画像では低かった尖度が非常に高くなることがわかる。本実施の形態では、この性質をF a s t I C Aに応用する。

【0019】

4. ハードウェア

図6は、本実施の形態に関するハードウェアの構成図である。

このハードウェアは、中央処理装置(C P U)である処理部1、入力部2、出力部3、表示部4及び記憶部5を有する。また、処理部1、入力部2、出力部3、表示部4及び記憶部5は、スター又はバス等の適宜の接続手段で接続されている。

20

入力部2は、音声であればマイク、画像であればデジタルカメラやスキャナ等のように、処理される信号に応じて、適宜の入力手段が用いられる。記憶部5は、観測信号ファイル51、分離信号ファイル52を含む。また、記憶部5は、以下で詳述するような行列X、X'、W、W'、Y、Y'等の各行列やx、x'、w、w'、y、y'等のベクトル、各種データを記憶するための手段を、必要に応じて適宜備えるようにしてもよい。

【0020】

5. ソフトウェア

上述したように、F a s t I C Aは尖度の高い信号に対して特に有効である。そこで、本実施の形態では、F a s t I C Aの前処理としてL i f t i n gを施し、尖度の高い状態でF a s t I C Aをかける手法を提案する。それにより得られた分離信号はL i f t i n gされた状態なので、逆L i f t i n gにより元の尖度の状態に戻す。

30

図7に、信号分離処理についての概要フローチャートを示す。以下のように、処理部1は、処理を実行する。

ステップS10：処理部1は、入力部2又は記憶部5の観測信号ファイル51からN種類(N個)の観測信号を入力する。

ステップS20：処理部1は、入力された観測信号にL i f t i n gをかける。

ステップS30：処理部1は、L i f t i n gされた信号をF a s t I C Aで分離する。

ステップS40：処理部1は、分離された信号に逆L i f t i n gをかける。

ステップS50：処理部1は、逆L i f t i n gされた信号を原信号を表す分離信号として記憶部5の分離信号ファイル52に記憶、出力部3に出力、及び/又は、表示部4に表示する。

40

この手法の特徴として、

1. F a s t I C Aの高速性を失わない
2. どんな観測信号に対しても有効

といったF a s t I C Aの利点をそのままにして分離精度を大幅に向上することができる。

【0021】

5.1 詳細メインフロー

つぎに、図8及び図9に、信号分離の詳細な全体フローチャート(1)及び(2)を示す

50

す。処理部 1 は、以下のように実行する。

なお、本実施の形態では、主に、N 種類の信号を行列 X 、 X' 、 Y 、 Y' 等の各行 x 、 x' 、 y 、 y' 等で表現した場合について説明するが、N 種類の信号を行列 X 、 X' 、 Y 、 Y' 等の各列 x 、 x' 、 y 、 y' 等で表現してもよく、この場合も適宜同様の処理を実行することができる。

(ステップ S 1 0 1)

まず、処理部 1 は、分離したい次のような N 種類の観測信号ベクトル x を含む観測信号 X を、入力部 2 又は観測信号ファイル 5 1 から入力する。

$X = x_n(t)$ 、 $n = 1, \dots, N$ (N: 信号の数 (種類))

(ステップ S 2 0 1)

処理部 1 は、 n を 1 とする。

(ステップ S 2 0 3)

処理部 1 は、入力された信号に基づき、その尖度を高める変換を行う (後述のサブルーチン 1 参照。)。

(ステップ S 2 0 5、S 2 0 7)

処理部 1 は、 n に 1 を加算し、 n が N を超えるまで、ステップ S 2 0 3 及び S 2 0 5 の処理を繰り返す。

(ステップ S 3 0 1)

処理部 1 は、変換された信号 $X = x_n(t)$ の各 $n = 1, \dots, N$ に対して、 $x_n(t)$ の平均が 0 になるように中心化の処理を行う。中心化は、データの平均値を求めて、各データから先に求めた平均値を引く操作である。この操作により、平均値は 0 になる。たとえば、

「6、4、8」

の 3 つのデータの平均値は 6 であるから、各データから平均値 6 を引くと、

「0、-2、2」

となり、これらの平均値は 0 になる。行列 X の各行 $x_n(t)$ が中心化されたデータは行列 X' として必要に応じて適宜、記憶部 5 に記憶される。

なお、中心化は、N 種類の観測信号を行列 X の行で表現した場合は各行毎に実行し、一方、N 種類の観測信号を行列 X の列で表現した場合は各列毎に実行する。

(ステップ S 3 0 3)

処理部 1 は、行列 X' を必要に応じて、記憶部 5 から読み出し、行列 X' の各行 $x'_n(t)$ に対して分散を 1 にして独立成分分析のパラメータを減らすために白色化の処理を行う。白色化されたデータは行列 X' として必要に応じて適宜、記憶部 5 に記憶される。白色化は、データ系列 $\{x'_n(t) : n = 1, \dots, N\}$ の間の相関を無相関にするための操作である。ここでいう無相関とは、次の共分散が 0 になることである。たとえば、 $N = 2$ の場合、データ系列 $x'_1(t)$ と $x'_2(t)$ の共分散は、次の式で定義される。

$$\text{cov}(x'_1, x'_2) := E[(x'_1 - E(x'_1)) * (x'_2 - E(x'_2))]$$

ここに、 x'_1 と x'_2 は、それぞれあるデータ系列 (又は確率変数) で、 $E(x'_1)$ 、 $E(x'_2)$ は、それぞれのデータ系列の平均値である。先の中心化の作業により、これら $E(x'_1)$ 、 $E(x'_2)$ は 0 になっているはずである。したがって、このとき、上の共分散は、

$$\text{cov}(x'_1, x'_2) = E[x'_1 * x'_2]$$

となり、無相関は、積 $x'_1 * x'_2$ の平均値が 0 になるという意味である。これは、大数の法則により、データ系列のサイズが大きいとき、算術平均に等しくなるから、結局のところ、2 つのデータ系列の内積が 0 という意味である。内積が 0 ということは、2 つのデータ系列は直交しているということの意味している。

つまり、白色化とは、ある座標上に与えられているデータに対して、互いにできるだけ直交するような新たな座標を見つけ、その座標で各データを書き直すという処理である。

10

20

30

40

50

具体的には、データからつくられる共分散行列（共分散を要素とする行列）の固有値・固有ベクトルを求めて、各データをその固有ベクトルで改めて表現しなおすという操作をしている。このような操作は、主成分分析という統計手法と同様である。

なお、白色化も、中心化と同様に、N種類の観測信号を行列Xの行で表現した場合は各行毎に実行し、一方、N種類の観測信号を行列Xの列で表現した場合は各列毎に実行する。

（ステップS305）

処理部1は、 i を1とする。

（ステップS307）

処理部1は、ベクトル w_i を全くランダムに発生させる。ここで、分離行列Wのある一行をベクトル w_i （ $i = 1, \dots, N$ ）とする。なお、このベクトルの次元はNであり、Nは信号の種類の数を表す。例えば、2つの画像に分離したいのであれば、 $N = 2$ である。ランダムに発生させる方法は、プログラム上で乱数を発生させる関数を使う。このような乱数としては、例えば、一様分布に従う乱数である一様乱数を使用するのが一般的である。

10

（ステップS309）

処理部1は、分離行列のある一行を w_i として、固定小数点アルゴリズムと呼ばれるアルゴリズム（後述のサブルーチン2参照。）によって w_i を求める。

したがって、ステップS307で発生させたベクトル w_i と分離したい観測信号 x_i は無関係である。ただし、その後のステップS309で更新されたベクトル w_i は、分離したい観測信号 x_i と関係がある。処理部1は、後述のように、更新のときに、中心化及び白色化された観測信号 x'_i を使う。そして、処理部1は、例えば、式(1)で示したような尖度の微分・近似により得られた、式(2)で示したような更新のための漸化式を用いて、各信号の非ガウス性が最大となるように独立成分信号を分離抽出する。

20

（ステップS313、S315）

処理部1は、分離信号Wのすべての行ベクトル w_i が求まるまでステップS307及びS309を繰り返し、分離行列Wを決定し、必要に応じて記憶部5に記憶する。

（ステップS317）

処理部1は、必要に応じて記憶部5から分離行列Wと中心化・白色化の処理前の観測信号Xを読み出し、または、予め得た分離行列W及び観測信号Xを用いて、観測信号Xと分離行列Wの積を計算し、独立成分信号 Y' として求める。独立成分信号は行列 Y' として必要に応じて適宜、記憶部5に記憶される。

30

なお、この積の計算は、N種類の観測信号を行列Xの行 x で表現するか又は列 x で表現するかにより、 $Y' = WX$ 又は $Y' = XW$ のいずれかにより適宜計算することができる。

（ステップS401）

処理部1は、 n を1とする。

（ステップS403）

処理部1は、得られた独立成分信号 Y' は尖度が高められたままであるので、これを元に戻す処理を行う。ここで、 $y_n(t)$ は行列Yの行成分であり、この行列Yの各行が分離信号となる。

40

（ステップS405、S407）

処理部1は、 n を更新し、 n がNを超えるまで、ステップS403、S405の処理を繰り返し、分離信号の行列Yを求める。

（ステップS501）

処理部1は、求めた分離信号の行列Yを分離信号ファイル52に記憶し、必要に応じて、表示部6に表示する。

【0022】

5.2 サブルーチン1

つぎに、図10に、L i f t i n gのサブルーチン1のフローチャートを示す。処理部

50

1 は、以下のような処理を実行する。

(ステップ S 2 5 1)

処理部 1 は、計算の範囲を設定する。例えば、 $1 \leq t \leq T_0$ (T_0 : 入力信号のサイズ) とする。

(ステップ S 2 5 3)

処理部 1 は、例えば次式により、 t が偶数のとき $x(t)$ をその両側の平均と予測してその誤差に置き換える。

$$x(t) = x(t) - \{x(t-1) + x(t+1)\} / 2 \quad \text{高周波成分の抽出}$$

(ステップ S 2 5 5)

処理部 1 は、例えば次式により、 t が奇数のとき $x(t)$ を $x(t-1)$ と $x(t+1)$) によって値を調整する。

$$x(t) = x(t) + \{x(t-1) + x(t+1)\} / 4$$

(奇数成分のみで構成しても全体の平均値が変わらない。)

(ステップ S 2 5 7)

処理部 1 は、奇数部分を前半に偶数部分を後半にソートする。

(ステップ S 2 5 9)

処理部 1 は、計算の範囲を前半のみに絞る。

(ステップ S 2 6 1)

処理部 1 は、奇数部分 (前半) に対して、ステップ S 2 5 3 ~ S 2 5 9 のように、繰り返し変換を行い、すべてが高周波成分になったとき終了する。

なお、上述の説明では、ステップ S 2 5 3、S 2 5 5 において、データの置き換え又は調整について、奇数番目の処理と偶数番目の処理を逆にして、適宜処理を実行しても良い。また、ステップ S 2 5 7、S 2 5 9 において、奇数部分を前に偶数部分を後ろにソートしているが、これとは逆に、奇数部分を後ろに偶数部分を前にソートして、同様の処理を適宜実行してもよい。

【 0 0 2 3 】

5 . 3 サブルーチン 2

図 1 1 に、F a s t I C A のサブルーチン 2 のフローチャートを示す。

(ステップ S 3 5 1)

処理部 1 は、 w_i を漸化式によって更新する。上述のように、漸化式は、非ガウス性を逐次的に最大化するために使われる。この漸化式の具体例のひとつは、上述の式 (2) 等である。この漸化式のなかに、観測信号 X の行ベクトル x が含まれていることがわかる。処理部 1 は、この漸化式の x に、先に求めた中心化及び白色化した信号 x' を代入して w を更新する。なお、この漸化式は、一例であり、その他にも何種類が存在し、提案されている。一般に、I C A では、信号源の信号間の独立性を基準にして、観測信号を分離して、信号源の信号を分離抽出・復元する。この独立性の基準 (ものさし) には、様々なものがあり、その多様性に応じて、提案されているアルゴリズムも様々ある。

F a s t I C A では、観測信号の分布の尖度を独立性の基準にしている。分布の尖度とは、上述の式 (1) で定義される。

図 1 2 に、信号の度数分布の説明図を示す。図示のように正規分布 (ガウス分布) の場合は、尖度は 0 であるが、それよりも尖る場合は正、鈍る場合は負になる。確率論の中心極限定理では、独立な信号の線形結合 (重ね合わせ) は、その重ね合わせる信号の数が多いほど、よりガウス分布に近づくという主張がある。つまり、信号源の信号の線形結合は、もとの信号源の信号よりも、よりガウス分布に近づくという主張である。

このことを逆に用いて、F a s t I C A では、ガウス分布から離れるような分離を実現するアルゴリズムが提案されている。そこで、ガウス分布からの距離として尖度を使うことができる。このように、非ガウス性の尺度として尖度を用いた場合、例えば、尖度を測る基準 (ものさし) を変数 (ベクトル) w に関して微分・近似して、漸化式を得ることができる。

尖度の定義をそのまま使うこともできるが、非ガウス性を測るもう一つの基準であるネ

10

20

30

40

50

ゲントロピーを使ったアルゴリズムも提案されている。このような漸化式的具体例としては、次式がある。

$$w_i = E(x'_i g(w_i^T x'_i)) - E(g'(w_i^T x'_i)) w_i$$

関数 g の候補としては、次の関数を使う。

$$g_1(y) = \tanh(a * y)$$

$$g_2(y) = y * \exp(-y^2 / 2)$$

$$g_3(y) = y^3$$

ここで、 a は、1 以上 2 以下の定数で、 $a = 1$ とすることが多い。また、 g' は、関数 g の微分で、上の各関数の候補に対して、次のように定まる。

$$g'_1(y) = a * (1 - \tanh^2(a * y))$$

$$g'_2(y) = (1 - y^2) * \exp(-y^2 / 2)$$

$$g'_3(y) = 3 * y^2$$

このように非ガウス性の尺度としてを用いた場合、分布 $w^T x'_i$ のネグントロピーの w に関する微分とその近似から、上記の漸化式が得られる。

なお、ネグントロピー (negentropy) の定義は、次の通りである。

分布 Z のネグントロピー = (ガウス分布のエントロピー) - (分布 Z のエントロピー)

(分布 Z は、ここでは、 $w^T x'_i$)

ネグントロピーは、常に正の値をとることが知られている。ネグントロピー = 0 ならば、その分布 Z は、ほぼガウス分布であることがこの定義からわかる。一方、ネグントロピーが正の、しかも大きな値であればあるほど、その分布 Z は、ガウス分布から離れていること、つまり、この場合、非ガウス性が大きいことがわかる。

非ガウス性の尺度として尖度又はネグントロピーのいずれを用いた場合も、これら漸化式を繰り返し用いることにより、ガウス分布からもっとも離れる分布 (非ガウス性が最大の分布) になるような w に収束する。

【0024】

(ステップ S353)

処理部 1 は、 w_i の大きさを 1 とする。ここで、「大きさを 1 とする」とは、ベクトル w の大きさを 1 にするという意味である。具体的には、ベクトルの大きさは、そのベクトルの各成分の 2 乗の総和の平方根で表される。

例えば、ベクトル $w = [1 \quad 2]$ の大きさは、

$$(1^2 + 2^2) = 5 = 2.2361 \dots$$

である。ここでいうベクトル w の大きさを 1 にするという意味は、ベクトル w をその長さで割ることを意味する。上の例では、 $w = [1 \quad 2]$ の大きさを 1 にするためには、 $w = [1 \quad 2]$ をその長さ (5) で割ればよいということである。したがって、大きさが 1 のベクトルは w' は、

$$w' = [1 / 5 \quad 2 / 5] = [0.4472 \dots \quad 0.8944 \dots]$$

である。

(ステップ S355)

処理部 1 は、 w_i と他の w_j ($j < i$) が直交になるよう直交化する。「直交化」は、あるベクトルに対して、そのベクトルと直交するように、ベクトルを変更することをいう。具体的には、二次元で考えると、

$$w_1 = [1 / 2 \quad (3 / 4)^{0.5}] = [0.5 \quad 0.866 \dots]$$

というベクトルがすでに得られていて、

$$w_2 = [3 \quad 4]$$

が漸化式により得られたとする。ここで、ベクトル w_1 の大きさが 1 になっていることに注意する。実際、 w_1 の大きさを求めると、

$$(1 / 2)^2 + (3 / 4)^{(0.5 * 2)} = 1 / 4 + 3 / 4 = 1$$

となり、その大きさが 1 であることがわかる。

さて、ここで

$$w_1 \text{ と } w_2 \text{ の内積} = (1 / 2) * 3 + ((3 / 4)^{0.5}) * 4$$

10

20

30

40

50

となり、0ではない。内積が0であれば、直交していると言えるが、直交していないので、 w_2 が w_1 に対して直交するような操作をする。これを直交化という。具体的には、例えば、グラムシュミットの直交化法という手法を使う。上記の例では、次の計算をする。

$$\begin{aligned} & w_2 - (w_1 \text{ と } w_2 \text{ の内積}) * w_1 \\ &= [3 \quad 4] - \{ (1/2) * 3 + (3/4) * 0 \} * [1/2 \quad (3/4)] \\ &= [0.5 \quad 1.79 \quad -0.299 \quad 0] \end{aligned}$$

先の w_2 に代わって、これを w_2 とする。これと w_1 の内積をとるとほぼ0になり、ほぼ直交していることがわかる。ただし、これは通常大きさが1になっていない。

なお、この場合は、2次元ベクトルを考えていたので、互いに直交するベクトルは高々2個であるが、例えば、3次元ベクトルの場合は、互いに直交するベクトルは、3個になる。このときは、 w_1 が初め求められ、 w_2 は、上と同様の方法で、直交化する。 w_3 は

$w_3 - (w_1 \text{ と } w_3 \text{ の内積}) * w_1 - (w_2 \text{ と } w_3 \text{ の内積}) * w_2$
を計算すると、その結果を w_3 に代えると、 w_3 は、 w_1 と w_2 の両方に直交したベクトルが得られる。

(ステップS357)

処理部1は、ステップS353と同様に、 w_i の大きさを1とする。

(ステップS359)

処理部1は、更新の幅(更新前後の w_i の差) w_i が小さくなれば収束とみなし、処理を終了する。 w_i は、 w_i の更新の前後の差である。ただし、両方とも大きさは1に統一している。たとえば、1回目では、 $w_i(0)$ はランダムに与えられ、ステップS351の更新により、 $w_i(1)$ になったとする。ただし、両者とも大きさは1にしておく。この差を w_i とおいている。ただ、差の定義は、アルゴリズムによって様々である。 $w_i(0) - w_i(1)$ を求めて、これはベクトルであるから、その大きさを w_i としてもいいし、そのベクトルの成分の絶対値の最大値を w としてもいい。要は、 $w_i(0)$ と $w_i(1)$ が十分近いかどうかを $w_i < e$ (ここで、 e は予め定められた値)で判定する。もし、 $w_i < e$ を満たさなければ、再度、ステップS351で更新して、 $w_i(2)$ を求めたとすると、 w は、2つのベクトル $w_i(1)$ と $w_i(2)$ の差である。

【0025】

5.4 サブルーチン3

図13に、逆Liftingのサブルーチン3のフローチャートを示す。

サブルーチン3は、サブルーチン1の全く逆の操作を行う。

(ステップS451)

処理部1は、Tの値を2とする。

(ステップS453)

処理部1は、計算の範囲の設定を行う。(1 t T)

(ステップS455)

処理部1は、求められた独立成分信号の行列 Y' の行ベクトル $y'_n(t)$ を必要に応じて記憶部5から読み出し、 $y'_n(t)$ について、前半を奇数部分に後半を偶数部分に入れ替える。

(ステップS457)

処理部1は、例えば次式により、 t が奇数のとき $y'(t)$ を $y'(t-1)$ と $y'(t+1)$ によって値を調整する。

$$y'(t) = y'(t) - \{ y'(t-1) + y'(t+1) \} / 4$$

(ステップS459)

処理部1は、例えば次式により、 t が偶数のとき $y'(t)$ にその両側の平均を加える。

。

真値 = 予測誤差 + 予測値

$$y'(t) = y'(t) + \{ y'(t-1) + y'(t+1) \} / 2$$

10

20

30

40

50

(ステップS461)

処理部1は、計算の範囲を倍にする。(T=2T)

(ステップS463)

処理部1は、範囲Tが信号のサイズ T_0 より大きいかが判断し、信号のサイズ T_0 より大きくなるまで、ステップS453以降の処理を繰り返し、 y'_n の逆Liftingを実行して、求めた行ベクトル y'_n

y'_n を y_n として、 y_n を各行とする分離信号の行列Yを求める。

なお、上述の説明では、ステップS453、S455において、前半を奇数部分に後半を偶数部分に入れ替えているが、これとは逆に、後半を奇数部分に前半を偶数部分に入れ替えて、同様の処理を適宜実行してもよい。また、ステップS457、S459において、データの置き換え又は調整について、奇数番目の処理と偶数番目の処理を逆にして、適宜処理を実行しても良い。

10

【0026】

6. シミュレーション

図14に、シミュレーションの図を示す。

このシミュレーションは、予め2枚の画像を用意し、逆行列をもつ混合行列を用いて線形に混合する。これらの混合画像を観測画像とみなし、従来のFastICAと本発明のLiftingを組み合わせたFastICAの両方で分離し比較する。用意した画像は8bit、 256×256 画素の画像を使用した。図は上から原画像、混合画像、従来法の結果、提案法の結果をそれぞれ示す。図示のように、従来法では全く分離していないが、本発明では綺麗に分離することがわかった。他の画像も数十種類試してみたがどれも従来法よりも分離の精度が高くなった。

20

その理由としては、例えば、次の点が考えられる。すなわち、一般に画像は画素値が急激に変化することはエッジ部分以外では起こらないのでLiftingをかけると予測誤差が0に近くなり尖度が高くなる。つまり信号の分布がガウス分布より大きく外れることになりこの状態であれば独立性の基準として尖度を使うFastICAにおいて独立成分を見つけやすいと考えられる。

【0027】

7. FastICAの効果

7.1 分離精度の評価

分離精度の定量的な評価値を考える。分離画像が原画像にどの程度近いかを分離精度の基準とする。画像をベクトルとして考え原画像をベクトル s 、分離画像をベクトル y とする(ただし、「 \cdot 」は、 s や y の上に付くものであるが、出願の都合上横に記載する。以下同様。)

そして s と y の内積を考えたとき二つのベクトルのなす角 θ は次のように表せる。

30

【0028】

【数3】

$$\cos\theta = \frac{\vec{s} \cdot \vec{y}}{|\vec{s}| \cdot |\vec{y}|}$$

40

【0029】

二つの画像(原画像 s と分離画像 y)が類似しているほどなす角 θ は小さくなり、 $\cos\theta$ の値は最大値1に近づく。この $\cos\theta$ の値から類似度を次のような式で定義する。

【0030】

【数4】

$$\text{comp}(\vec{s}, \vec{y}) := \frac{\vec{s} \cdot \vec{y}}{|\vec{s}| \cdot |\vec{y}|} \times 100$$

【0031】

二つの画像が完全に一致していれば類似度は最高の100になる。分離の精度が低ければ類似度も低い値となる。

10

【0032】

7.2 実験結果の例

図15は、実験結果の例を示す図である。この表図は5つの画像（図示せず）を信号源（ s_1, s_2, s_3, s_4, s_5 ）として線形に混合し、それを従来のFastICAで分離した結果と提案した精度の高いFastICAで分離した結果について類似度を計算したものである。

実験データ1の場合は従来の手法では収束しなかったが、本発明の手法では分離することができ類似度も高い値となった。以下データ2とデータ3についても本発明の方はどれも90を超える高い値であり、平均値も従来法より大幅に上回っている。

【0033】

20

7.3 類似度と分離の程度について

図16に、類似度と実際の分離の程度についての説明図を示し、以下に補足をする。類似度が90を超えている場合はコントラストを除いて二つの画像は見た目で完全に一致している。それに対し、90以下の場合の分離結果はどの程度の類似性があるかを調べた。

まず、lenaと呼ばれる画像（画像処理で一般的に使われる画像）を用意し、それに一定の割合でノイズを上記実験と同様に混合する。そしてノイズの加わった画像と元の画像（lena）の類似度を計算する。ノイズを混合する割合を変化させることで類似度も変化していく。例えばlenaが72%、ノイズが28%の割合で混合した場合、元のlenaに対する類似度は80であった（表参照）。

同様に割合を変化させた場合の結果を表にまとめた。この表を目安に考えると分離結果の類似度が70であればもとの独立成分が62%程度でその他の成分が38%程度含まれているといえる。しかし元の独立成分が60%前後しか抽出されていなければ視覚的に分離が成功しているとはいえない。

30

【0034】

7.4 実験結果のグラフ

図17及び図18に、実験結果をまとめたグラフを示す。横軸は原画像（ s_1, s_2, s_3, s_4, s_5 ）に対する画像であり、その順番に意味はない。縦軸はそれぞれ分離結果の類似度である。縦軸の横に類似度に対して上記のlenaとノイズの混合画像を示す。これは分離結果がどの程度なのかを類似度という数値以外に視覚的に表現するためである。

40

【0035】

7.5 FastICAについて

FastICAのアルゴリズムは以下のサイトにあるMATLABのコードを利用した。これはFastICAの実装として標準的に使われるコードである。

<http://www.cis.hut.fi/projects/ica/fastica/>

【0036】

8. 付記

本発明の信号分離方法又は信号分離装置・システムは、その各手順をコンピュータに実行させるための信号分離プログラム、信号分離プログラムを記録したコンピュータ読み取

50

り可能な記録媒体、信号分離プログラムを含みコンピュータの内部メモリにロード可能なプログラム製品、そのプログラムを含むサーバ等のコンピュータ、等により提供されることができ。

【産業上の利用可能性】

【0037】

従来のFastICAは尖度の低い信号はそれほど分離精度が良くなかった。しかし、本発明では、前処理にLiftingを適用することで信号の尖度を高めることができるので、FastICAによって尖度の低い信号でも分離することができるようになった。Liftingは非常に高速であるためFastICAの長所を損なわず、しかもほとんどの画像で尖度を高めることが可能なのでFastICAの有効性を最大に引き出すことができる。

10

本発明で処理する信号は、上述のように音声、画像等の各種の様々なデータを対象とすることができ、上述の実施の形態の他に、医療、通信、画像処理等への様々な分野にも応用することができる。例えば、医療分野への応用としては、磁気共鳴機能画像(functional Magnetic Resonance Imaging)、脳の活動状況を視覚的に捉えたものとしてポジトロン断層現象法(Positron Emission computed Tomography, PET)とか脳磁図(Magnetoencephalography, MEG)、事象関連磁気共鳴機能画像法(event related fMRI)、肌画像をメラニン色素分布とヘモグロビンの色素分布を分離する色素成分分離計測法等が挙げられる。

20

【図面の簡単な説明】

【0038】

【図1】音声分離についての説明図(1)。

【図2】音声分離についての説明図(2)。

【図3】画像分離についての説明図。

【図4】Liftingの処理に関する説明図。

【図5】Liftingを適用した説明図。

【図6】ハードウェアの構成図。

【図7】信号分離処理についての概要フローチャート。

【図8】信号分離の詳細な全体フローチャート(1)。

30

【図9】信号分離の詳細な全体フローチャート(2)。

【図10】Liftingのサブルーチン1のフローチャート。

【図11】FastICAのサブルーチン2のフローチャート。

【図12】信号の度数分布の説明図。

【図13】逆Liftingのサブルーチン3のフローチャート。

【図14】シミュレーションの図。

【図15】実験結果の例を示す図。

【図16】類似度と実際の分離の程度についての説明図。

【図17】実験結果をまとめたグラフ(1)。

【図18】実験結果をまとめたグラフ(2)。

40

【符号の説明】

【0039】

S10 観測信号

S20 Lifting

S30 FastICA

S40 逆Lifting

S50 分離信号

1 処理部1

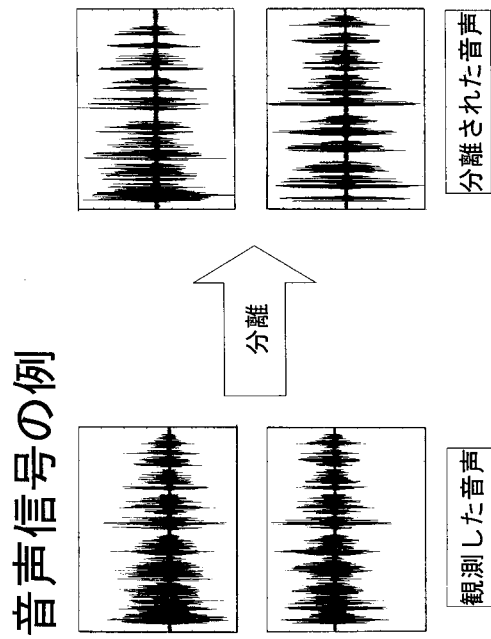
2 入力部

3 出力部

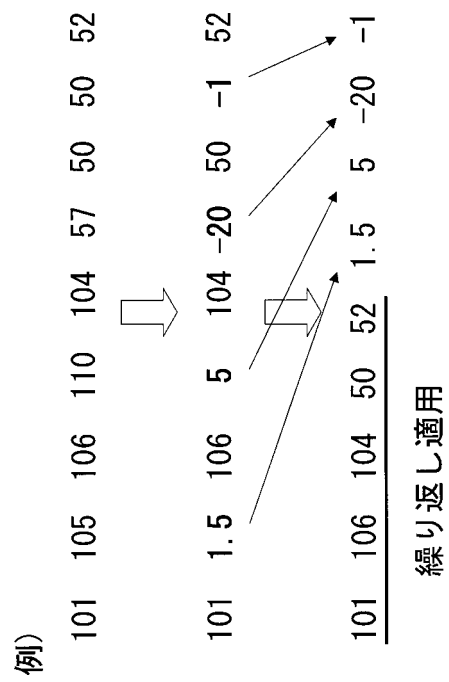
50

- 4 表示部
- 5 記憶部
- 5 1 観測信号ファイル
- 5 2 分離信号ファイル

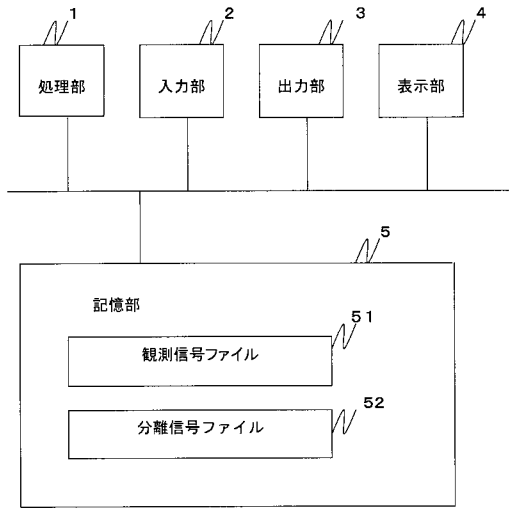
【図2】



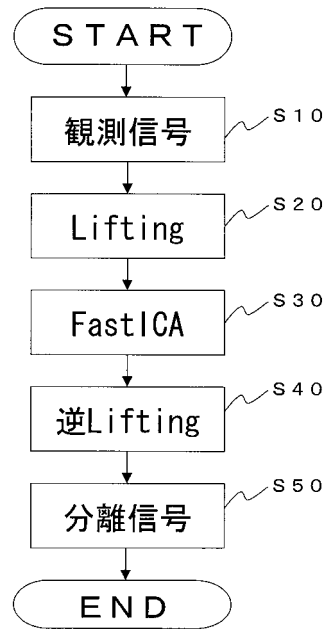
【図4】



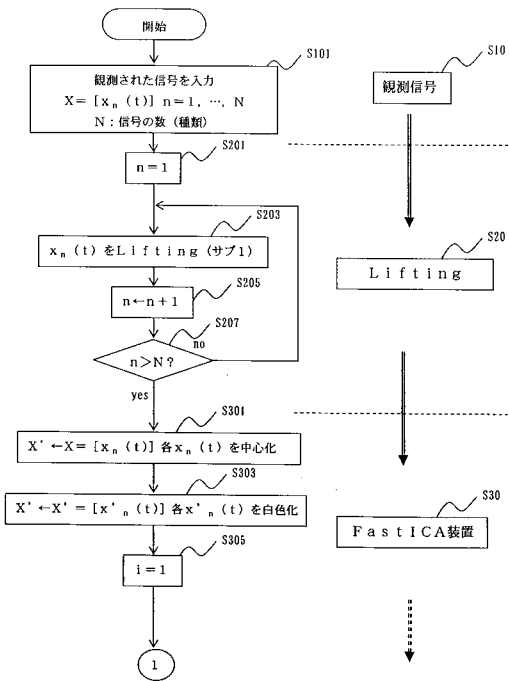
【図6】



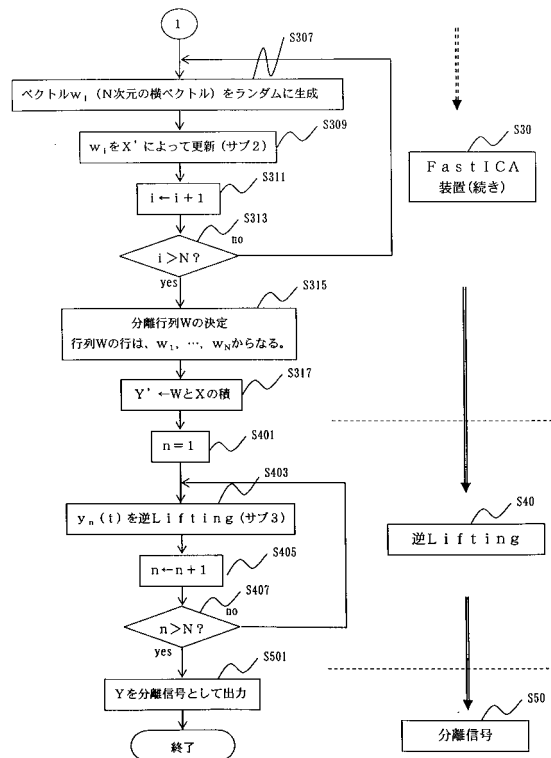
【図7】



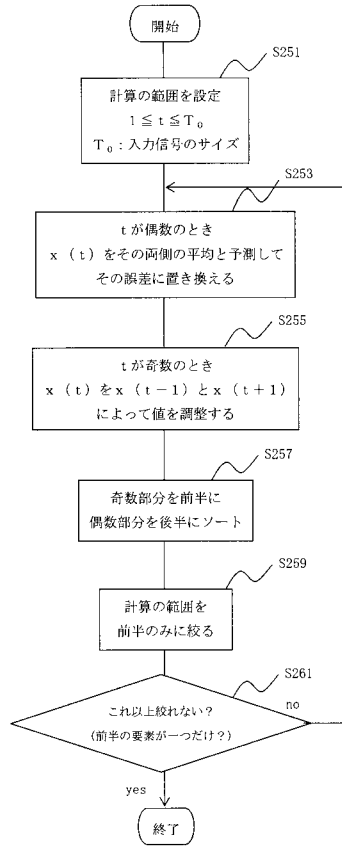
【図8】



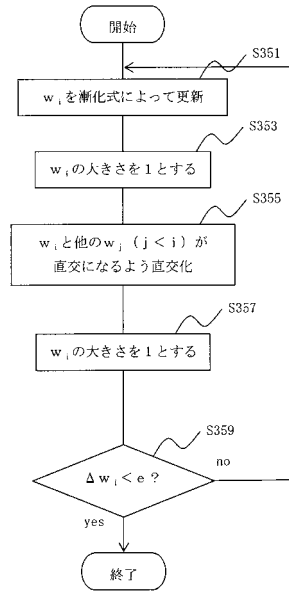
【図9】



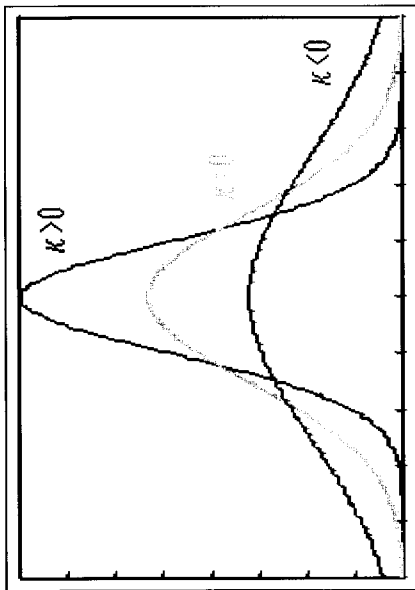
【図10】



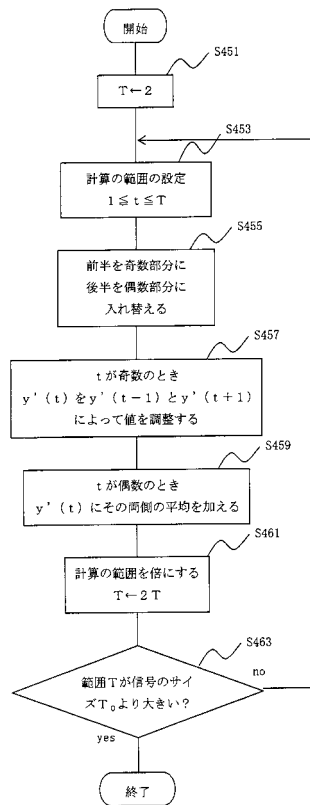
【図11】



【図12】



【図13】



【図 15】

実験データ 1

原画像	従来法	類似度	本発明	類似度
s11	収束しない		y11'	95.2743
s12			y12'	95.2306
s13			y13'	95.0234
s14			y14'	94.3605
s15			y15'	97.8395
		平均		95.5457

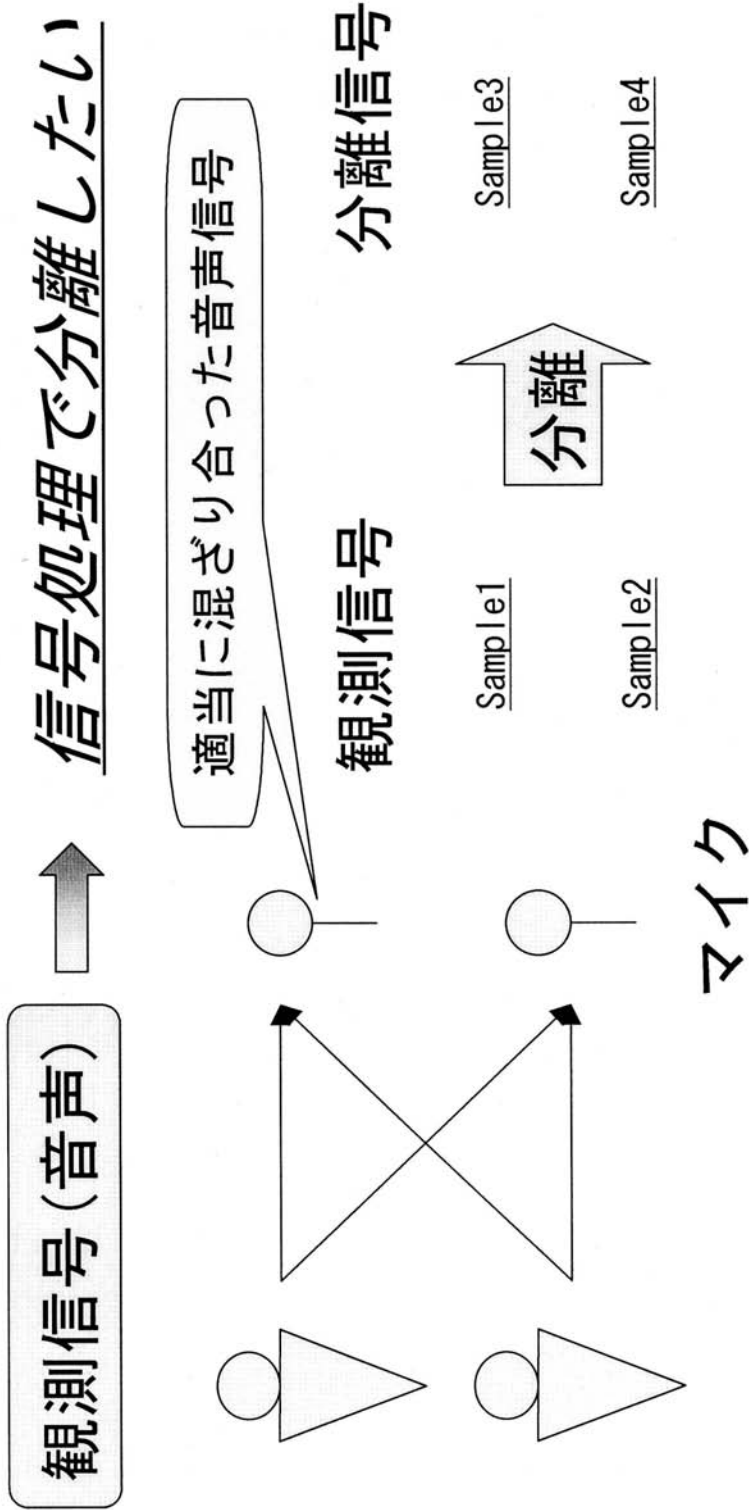
実験データ 2

原画像	従来法	類似度	本発明	類似度
s21	y21	89.2159	y21'	92.2614
s22	y22	78.2878	y22'	97.7338
s23	y23	83.0276	y23'	94.8484
s24	y24	72.2904	y24'	99.1897
s25	y25	64.7803	y25'	98.5538
	平均	77.5204	平均	96.5174

実験データ 3

原画像	従来法	類似度	本発明	類似度
s31	y31	97.3202	y31'	99.2788
s32	y32	67.1557	y32'	96.7535
s33	y33	64.8138	y33'	99.1717
s34	y34	64.6922	y34'	99.2108
s35	y35	60.4759	y35'	99.466
	平均	70.8916	平均	98.7762

【 図 1 】



【図3】

画像分離の例

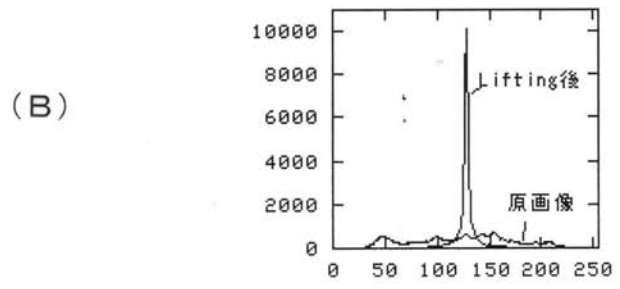


分離画像



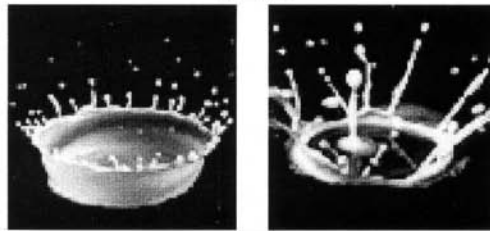
観測画像

【図5】

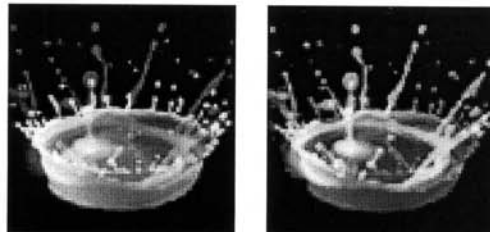


【図14】

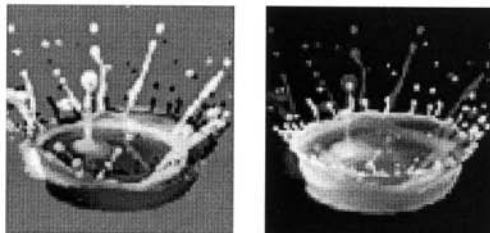
原画像



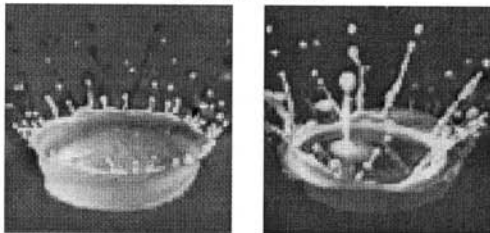
混合画像



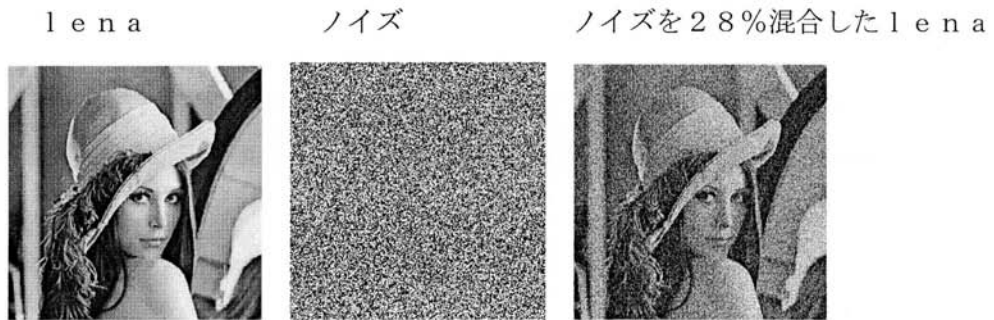
従来法の結果



提案法の結果



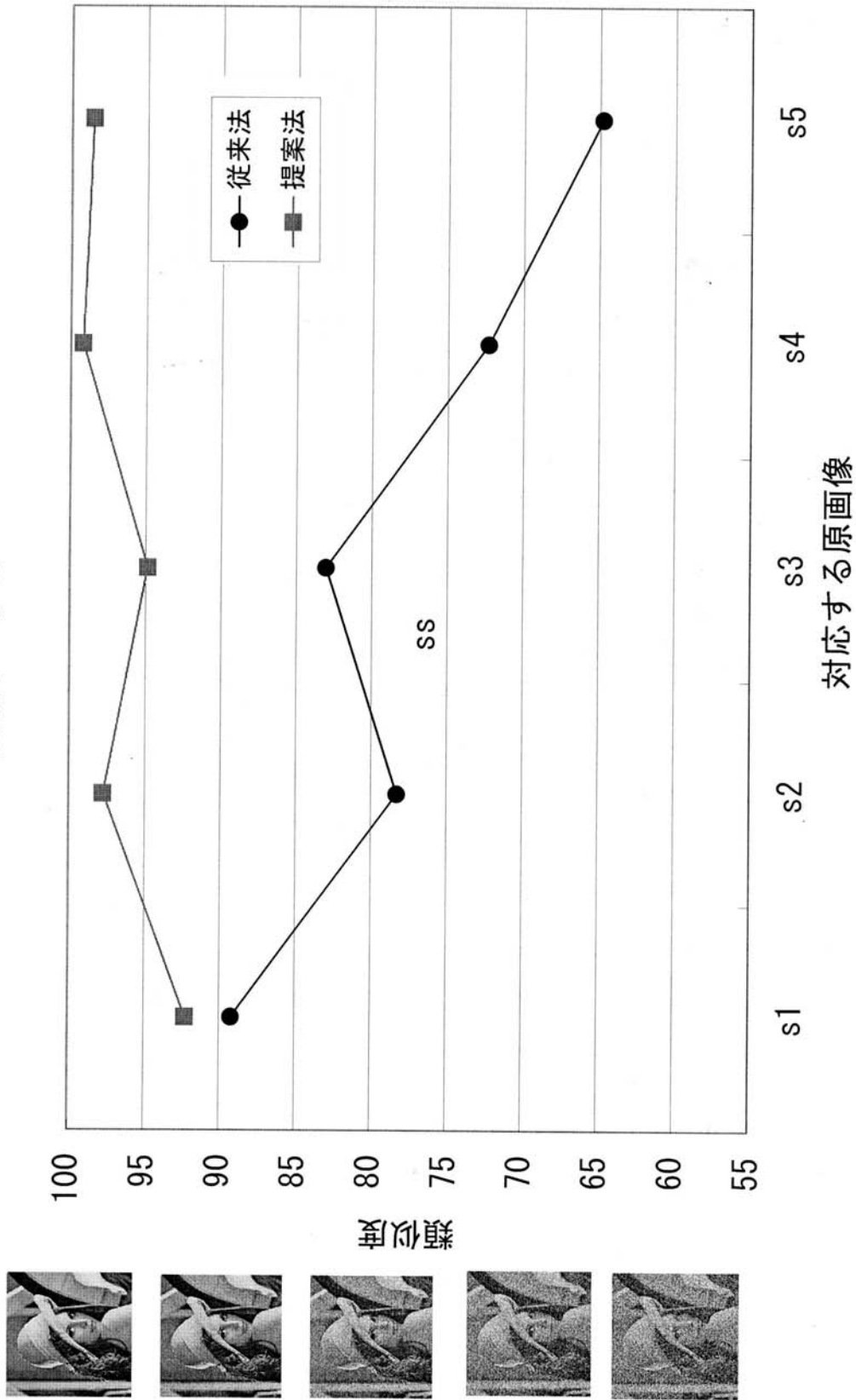
【図16】



類似度	混合比率	
	lena	noise
90	0.9	0.1
80	0.72	0.28
70	0.62	0.38
60	0.54	0.46

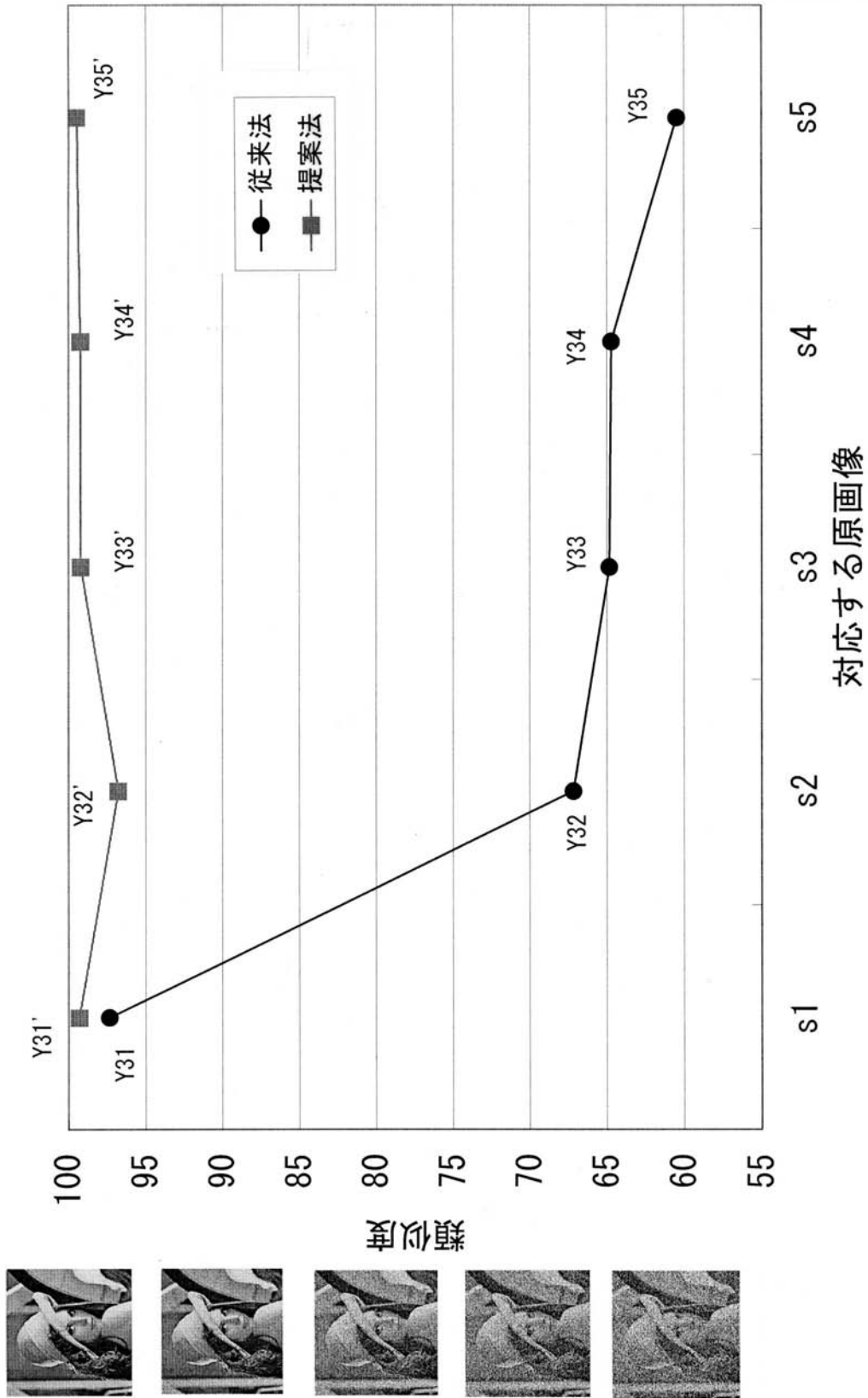
【 図 17 】

実験データ 2



【 図 1 8 】

実験データ 3



フロントページの続き

(56)参考文献 特開2001-051689(JP,A)
特開2003-317095(JP,A)
特開2003-078423(JP,A)

(58)調査した分野(Int.Cl., DB名)
G06F 17/10
G06F 17/14