

Evaluation of Characteristics of Blind Radio Signal Separation Using Independent Component Analysis

Hideichi SASAOKA* and Hisato IWAI*

(Received October 5, 2020)

Application of independent component analysis (ICA) such as blind MIMO, a channel coefficient estimate, the arrival direction estimate attracts attention in wireless communication recently. However, performance evaluations of the signal separation by ICA are not necessarily enough, and there is little examination of the probability distribution of performance indicator. This paper devised correlation matrix error (CME) and signal separation error rate (SER) as performance indicator and examined the probability distribution of CME and SER for various system parameters. This paper clarifies the characteristic of the percentile value of CME and SER by computer simulation. As for system parameters, there are the algorithmic repetition number of times, signal to noise power ratio, symbol length (number of snapshot), the number of TX and RX antennas, propagation path model and an impulse noise.

Key word: independent component analysis, blind signal separation

キーワード: 独立成分分析, ブラインド信号分離

独立成分分析によるブラインド無線信号分離の諸特性の評価

笹岡 秀一, 岩井 誠人

1. はじめに

ブラインド信号分離 (BSS: Blind Signal Separation)は、複数の信号源からの未知の信号が未知の結合行列で混合された観測データから未知の信号を分離する手法である。BSS は従来の信号処理で扱えない問題を解決する新手法として、音源分離、脳波解析、画像処理と通信処理など多岐の分野に適用されている。BSS には、ある前提条件の下に各種手法が研究されており、独立成分分析¹⁻³⁾、時間周波数マスキング^{4,5)}、スパースコーディング⁶⁾、非負値行列分解⁷⁾などがある。

独立成分分析 (ICA: Independent Component Analysis)

は、信号がお互いに独立であること、信号源の数が観測データの数以下、信号の確率分布がガウス分布でないことなどの条件を満たす場合に有力な手法である。ICA のアルゴリズムには、自然勾配法⁸⁾の他に不動点反復に基づく高速 ICA アルゴリズム⁹⁻¹²⁾がある。高速 ICA は収束が速く、各種の分野に適用されている。

ICA の無線通信への応用には、無線チャネル係数推定、ブラインド信号分離に基づく MIMO¹³⁻¹⁶⁾、ブラインド信号分離と到来方向推定¹⁷⁻¹⁹⁾などがある。また、ICA の物理層セキュリティへの応用には、複数アンテナと人工雑音を用いた秘密情報伝送に対する盗聴^{20,21)}と対

*Department of Electronics, Doshisha University, Kyoto
Telephone: +81-774-65-6267, Fax: +81-774-65-6267, E-mail: iwai@mail.doshisha.ac.jp

策を施した新方式²²⁻²⁴⁾の盗聴耐性の評価がある。これらの研究では諸特性の平均値(又は、平均値と分散値)で評価が行われることが多い。また、諸特性の分布に係る検討は少なく、一部に試行回数毎のプロット¹⁴⁾、箱ひげ図(boxplot)の表示²³⁾がある程度である。さらに、これらの特性を制限するICA自体の信号分離性能の評価が十分でなく、ICAの分離性能の確率分布がほとんど検討されていない。

そこで、本論文では、無線通信におけるICAによるBSSを対象に、性能指標の諸特性(方式諸元に対する特性)の検討を行った。はじめに、無線信号分離のためのICAを概説した後で、シミュレーション・システムの構成と方式諸元がICAの性能に与える影響を検討した。また、シミュレーションにより各種の方式諸元に対する相関行列誤差と分離誤り率のパーセンタイル値の特性を求めた。ここで、方式諸元には、収束アルゴリズムの反復回数、信号対雑音電力比、シンボル長、送受信アンテナ数、伝搬路モデル、非ガウス性の評価尺度の近似関数の選択がある。

2. 無線信号分離のための独立成分分析

以下では、文献2,16)を参考にして、無線信号分離のための独立成分分析について概説する。

2.1 非ガウス性に基づく独立成分分析

2.1.1 独立成分分析の概要

ICAは、観測された確率変数 $\mathbf{x} = (x_1, \dots, x_n)$ が独立な確率変数 $\mathbf{s} = (s_1, \dots, s_n)$ と未知の結合行列 $\mathbf{A} = [a_{ij}]$ を用いて $\mathbf{x} = \mathbf{A}\mathbf{s}$ と表されるとき、 \mathbf{x} のみを観測して \mathbf{A} と \mathbf{s} を求める統計的な信号処理手法である。この手法を複数信号の送受信を行う無線通信に適用すると、受信信号 \mathbf{x} から送信信号 \mathbf{s} の独立性に基づく信号分離が可能となる。

独立性の評価尺度としては、分布を陽に用いるKL情報量、最尤推定、相互情報最小化などと、分布を陽に用いないキュムラント、非線形相関などがある²⁾。また、非ガウス性の最大化に基づくICAでは、評価尺度として尖度やネグエントロピーが用いられる²⁾。

ICAは便利な手法であるが、各信号が統計的に独立であること、各信号が非ガウス分布に従うことが制約条件となる。しかし、この制約は無線通信信号の場合に

十分に満たされる。また、ICAの特徴として、分散(パワー)が不確定(便宜上、分散を1に固定)となり、独立成分の順序も不確定となる。また、無線通信の場合に位相も不確定となる。

観測変数と独立成分の平均が0の場合、線形変換により観測変数を通関化すると、得られた確率変数はお互いに直交する。一方、得られた確率変数が独立であれば、それらは無相関で直交する。しかし、逆に無相関は必ずしも独立を意味しない。無相関化には、その共分散行列を単位行列とする白色化がある。ここで、観測変数に白色化を行うと、独立成分を直交化したものが得られるため、結合行列の探索を直交行列の範囲に限定できる。このため、白色化は、ICAの前処理として性能向上に有効となる。

2.1.2 非ガウス性の最大化と独立成分分析

ICAでは、観測変数が $\mathbf{x} = \mathbf{A}\mathbf{s}$ でモデル化され、独立成分は、 $\mathbf{s} = \mathbf{A}^{-1}\mathbf{x}$ で復元される。そこで、一つの独立成分を推定するため、

$$\mathbf{y} = \mathbf{b}^T \mathbf{x} = \mathbf{b}^T \mathbf{A} \mathbf{s} = \mathbf{q}^T \mathbf{s}, \quad \mathbf{q}^T = \mathbf{b}^T \mathbf{A} \quad (1)$$

と表す。 \mathbf{b} が決定すべきベクトルである。もし、 \mathbf{b} が \mathbf{A} の逆行列の一つの行であれば、 $\mathbf{b}^T \mathbf{x}$ は、実際の独立成分の一つに等しくなり、 \mathbf{q} は、その一つの要素が1で他は全て0となる。

そこで、 \mathbf{A} が未知の状態でその逆行列の一つの行と等しくなるように \mathbf{b} を決める方法が問題である。この近似的な解法は、 \mathbf{b} を変化させて $\mathbf{b}^T \mathbf{x}$ の確率分布を調べ、非ガウス性が最大となる \mathbf{b} を求める。このとき、 \mathbf{y} が一つの独立成分 s_i と等しくなる。これがICAの原理である。

非ガウス性の評価尺度に尖度 $\text{kurt}(\mathbf{y})$ があり、

$$\text{kurt}(\mathbf{y}) = \text{E}\{\mathbf{y}^4\} - 3(\text{E}\{\mathbf{y}^2\})^2 \quad (2)$$

と表される。ここで、ガウス変数の尖度は0となる。また、尖度は正負の両方の場合があり、負の場合に劣ガウ斯的、正の場合に優ガウ斯的と呼ばれる。

尖度の絶対値を最大化するには、ベクトルの初期値 \mathbf{w} から出発して、白色化された観測変数 \mathbf{z} の使用可能な標本値 $\mathbf{z}(1), \dots, \mathbf{z}(T)$ に基づいて、 $\mathbf{y} = \mathbf{w}^T \mathbf{z}$ の尖度の絶対値が最も急激に増加する方向を計算し、 \mathbf{w} をその方向に動かす。

白色化された観測変数に対して、 $\text{E}\{(\mathbf{w}^T \mathbf{z})^2\} =$

$\|\mathbf{w}\|^2$ であるので, $\mathbf{w}^T \mathbf{z}$ の尖度の絶対値の勾配は,

$$\frac{\partial |\text{kurt}(\mathbf{w}^T \mathbf{z})|}{\partial \mathbf{w}} = 4 \text{sign}(\text{kurt}(\mathbf{w}^T \mathbf{z})) \cdot [\text{E}\{\mathbf{z}(\mathbf{w}^T \mathbf{z})^3\} - 3\mathbf{w}\|\mathbf{w}\|^2] \quad (3)$$

となる. ここで, さらに数式の導出を行うと,

$$\Delta \mathbf{w} \propto \text{sign}(\text{kurt}(\mathbf{w}^T \mathbf{z})) \text{E}\{\mathbf{z}(\mathbf{w}^T \mathbf{z})^3\} \\ \mathbf{w} \leftarrow \mathbf{w} / \|\mathbf{w}\| \quad (4)$$

の勾配法が得られる.

2.1.3 高速アルゴリズムによる ICA

尖度は, 外れ値に対して感度が高すぎるため, 非ガウス性のロバストな尺度でない. 別の尺度としてネグントロピーがある. ネグントロピー $J(\cdot)$ は, 正規化された確率変数を用いて,

$$J(y) = H(y_{\text{gauss}}) - H(y) \quad (5)$$

と表される. しかし, ネグントロピーの算出には, 密度関数の推定など計算が複雑となるため, 近似が用いられる. 近似の一つは, 非2次関数 $G(\cdot)$ を用いて,

$$J(y) \propto [\text{E}\{G(y)\} - \text{E}\{G(v)\}]^2 \quad (6)$$

となる. なお, v はガウス変数 (平均0 分散1) である.

ネグントロピーの最大化には, 勾配法を用いることができるが, 収束が必ずしも良好でない. その対策として, 不動点反復法を用いた高速アルゴリズム (不動点アルゴリズム) があり, 高速 ICA (fast ICA) がある. ここでは, 導出過程を省略して結果を示すと,

$$\mathbf{w} \leftarrow \text{E}\{\mathbf{z}g(\mathbf{w}^T \mathbf{z})\} - \text{E}\{g'(\mathbf{w}^T \mathbf{z})\mathbf{w}\} \quad (7)$$

となる. ここで, g は非2次関数 G の導関数であり,

$$g_1(y) = \tanh(a_1 y) \\ g_2(y) = y \exp(-y^2/2) \\ g_3(y) = y^3 \quad (8)$$

が候補である.

2.2 無線信号分離のための拡張

2.2.1 複数の独立成分の同時推定

複数の独立成分を効率的に推定するには, 異なる独立成分に対応するベクトル \mathbf{w}_i が白色化の後で直交することを活用して同時推定を行う. この方法は, 一つの独立成分に対するアルゴリズムを複数回実施すること, 反復ごとに異なる独立成分に対応するベクトル \mathbf{w}_i を互いに直交させることで構成される. ここで, 簡易な直交化法には, グラム・シュミット法を用いた逐次直交化がある.

しかし, 無線通信分野への適用においては, 特定のベ

クトル \mathbf{w}_i を優遇しない対称な無相関化 (対称的直交化) が望ましい. 対称的直交化では, すべてのベクトル \mathbf{w}_i に対して, 単位アルゴリズムの反復1回を適用し, その後に特別な対称的な方法ですべての \mathbf{w}_i を直交化する. 行列 W の対称的直交化の方法は,

$$W \leftarrow (WW^T)^{-1/2} W \quad (9)$$

である.

2.2.2 無線信号のための複素数への拡張

確率変数が複素数となる場合, 相関, 共分散, 尖度などが実数の場合と異なる. 複素数の場合には, 絶対値のみに基づいた非ガウス性の評価尺度として,

$$J_G(\mathbf{w}) = \text{E}\{G(|\mathbf{w}^H \mathbf{z}|^2)\} \quad (10)$$

を使用する²⁾. ここで, \mathbf{w} は n 次元の複素ベクトルで, $\text{E}\{|\mathbf{w}^H \mathbf{z}|^2\} = \|\mathbf{w}\|^2 = 1$ である. この非ガウス性の評価尺度を最大化することで, 一つの独立成分が推定される. また, n 個の成分の推定は, n 個の評価尺度の和と直交性の制約を使って, 実数の場合と同様に行える.

非ガウス性の評価尺度の近似関数の候補には,

$$G_1(y) = \sqrt{a_1 + y}, \quad g_1(y) = 1/(2\sqrt{a_1 + y}) \\ G_2(y) = \log(a_2 + y), \quad g_2(y) = 1/(a_2 + y) \\ G_3(y) = (1/2)y^2, \quad g_3(y) = y \quad (11)$$

がある. ここで, a_1, a_2 は適当な定数であるが, 例えば, $a_1 \approx 0.1, a_2 \approx 0.1$ が良いとされている²⁾. なお, $G_3(y)$ の場合, $J_G(\mathbf{w}) = \text{E}\{|\mathbf{w}^H \mathbf{z}|^4\}$ となり, 複素数での尖度と本質的に同等の評価尺度となる.

複素数の ICA を対象とした不動点アルゴリズムは, $\text{E}\{G(|\mathbf{w}^H \mathbf{z}|^2)\}$ の極値を高速で探すものである. このアルゴリズムは, 白色化データ \mathbf{z} に対して,

$$\mathbf{w} \leftarrow \text{E}\{\mathbf{z}(\mathbf{w}^H \mathbf{z})^* g(|\mathbf{w}^H \mathbf{z}|^2)\} \\ - \text{E}\{g(|\mathbf{w}^H \mathbf{z}|^2) + |\mathbf{w}^H \mathbf{z}|^2 g'(|\mathbf{w}^H \mathbf{z}|^2)\} \mathbf{w} \\ \mathbf{w} \leftarrow \mathbf{w} / \|\mathbf{w}\| \quad (12)$$

となる.

不動点アルゴリズムの複数の独立成分への拡張は, 実数の場合と同様に行える. ここで, 複数の独立成分に対する対称的直交化は, 式(9)の転置の操作を複素転置に置き換えればよい. 以上をまとめて, 複数成分の複素数の高速 ICA のアルゴリズムは, 下記となる.

1. データの平均を0 とするため, 中心化を行う.
2. データを白色化して \mathbf{z} とする.

3. 独立成分の数 n を決める.
4. \mathbf{w}_i ($i = 1, \dots, n$) の初期値 (ノルムは1) を決める.
行列 \mathbf{W} を下のステップ6により直交化する.
5. すべての $i = 1, \dots, n$ について,

$$\mathbf{w} \leftarrow \frac{\mathbf{E}\{\mathbf{z}(\mathbf{w}^H \mathbf{z})^* g(|\mathbf{w}^H \mathbf{z}|^2)\}}{\mathbf{E}\{g(|\mathbf{w}^H \mathbf{z}|^2) + |\mathbf{w}^H \mathbf{z}|^2 g'(|\mathbf{w}^H \mathbf{z}|^2)\}} \mathbf{w}$$
 とする.
6. $\mathbf{W} = (\mathbf{w}_1, \dots, \mathbf{w}_n)^T$ の対称的直交化を
 $\mathbf{W} \leftarrow (\mathbf{W}\mathbf{W}^T)^{-1/2} \mathbf{W}$ で行う.
7. もし収束していなければ, 5. に戻る.

2.2.3 結合行列が非正方の場合への拡張

上記のICAの手順は、観測変数の数 m と独立成分の数 n が等しい (混合行列が正方行列である) 場合を前提とする. このため、 $m > n$ の場合への適用は、主成分分析の手法の活用 (白色化の修正) によりデータの次元を n に減らすことで実現できる.

はじめに、正方行列の場合、観測変数の共分散行列 $E[\mathbf{x}\mathbf{x}^H]$ の固有値分解を行い、固有値 $\lambda_1, \dots, \lambda_m$ と固有値ベクトルから構成される直交行列 \mathbf{U} を求めると、

$$E[\mathbf{x}\mathbf{x}^H] = \mathbf{U} \text{diag}(\lambda_1, \dots, \lambda_m) \mathbf{U}^H \quad (13)$$

となる. ここで、観測変数の線形変換 $\mathbf{z} = \mathbf{V}\mathbf{x}$ とし、

$$\mathbf{V} = \text{diag}\left(\frac{1}{\sqrt{\lambda_1}}, \dots, \frac{1}{\sqrt{\lambda_m}}\right) \mathbf{U}^H \quad (14)$$

とすると、 $E[\mathbf{z}\mathbf{z}^H] = \mathbf{V}E[\mathbf{x}\mathbf{x}^H]\mathbf{V}^H = \mathbf{I}$ となり、白色化が行われる.

一方、 $m > n$ の場合には、上位の固有値 $\lambda_1, \dots, \lambda_n$ が独立成分に関連し、下位の固有値 $\lambda_{n+1}, \dots, \lambda_m$ が雑音成分に関連する. ここで、上位の固有値に関連する固有値ベクトルからなる m 行 n 列の行列 $\tilde{\mathbf{U}}$ を求める. 次に、下記のように観測変数の線形変換を行うと、

$$\tilde{\mathbf{V}} = \text{diag}\left(\frac{1}{\sqrt{\lambda_1}}, \dots, \frac{1}{\sqrt{\lambda_n}}\right) \tilde{\mathbf{U}}^H, \quad \tilde{\mathbf{z}} = \tilde{\mathbf{V}}\mathbf{x} \quad (15)$$

となり、 $\tilde{\mathbf{z}}$ の次元が n となる.

3. シミュレーション・システム

3.1 無線信号分離のシステム構成

3.1.1 システムの全体構成

ICAを用いたブラインド信号分離の構成をFig.1に示す. Fig.1で送信信号 $\mathbf{s} = [s_1, \dots, s_n]^T$ は、チャネル係

数行列 (以下、チャネル行列) \mathbf{H} (m 行 n 列) の電波伝搬路を介して受信され、受信雑音 $\mathbf{n} = [n_1, \dots, n_m]^T$ が付加されて、受信信号 $\mathbf{r} = [r_1, \dots, r_m]^T$ となる. また、ICAでは、前処理として白色化と次元の圧縮が行列 $\tilde{\mathbf{V}}$ で行われて $\tilde{\mathbf{z}}$ が得られた後、独立成分を分離する分離重み行列 \mathbf{W} が算出される. この結果、ICAの出力 $\mathbf{y} = [y_1, \dots, y_n]^T$ は、

$$\begin{aligned} \mathbf{y} &= \mathbf{W}\tilde{\mathbf{V}}\mathbf{r} = \mathbf{W}\tilde{\mathbf{V}}(\mathbf{H}\mathbf{s} + \mathbf{n}) \\ &= \mathbf{W}\tilde{\mathbf{V}}\mathbf{H}\mathbf{s} + \mathbf{W}\tilde{\mathbf{V}}\mathbf{n} \end{aligned} \quad (16)$$

となる. 式(16)において雑音の影響が十分小さく、 \mathbf{W} が十分に収束した場合に、 $\mathbf{W}\tilde{\mathbf{V}}\mathbf{H}$ の位相の不確定を絶対値で取り除くとはば置換行列となり、 n 個の独立成分が分離される. なお、単位行列とならないのは、分離信号の順序が不確定のためである. 次に、ICAの出力に基づいて性能指標が算出され、性能評価が行われる.

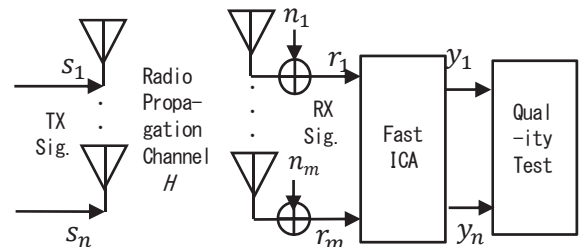


Fig. 1. Configuration of blind signal separation using ICA.

3.1.2 伝搬路モデルと雑音モデル

ここでは、シミュレーションのためのチャネル行列の生成モデルと雑音の生成モデルを示す. マルチパス伝搬路のチャネル行列をランダムに多数生成する簡易手法は、行列の要素 (チャネル係数) をある確率分布に従い独立にランダムに設定すること (チャネル係数ランダム設定モデルと呼ぶ) である. この生成モデルは、受信アンテナ間隔が十分に大きく、各アンテナの受信信号が受ける振幅・位相変動がほぼ無相関と見なせる場合に妥当となる. なお、振幅・位相変動は、レイレー (又はライス) フェージングに準じて設定する.

別の生成モデルは、受信アンテナの配置を設定し、各独立成分の複数の到来波方向をランダムに設定し、各到来波の位相を算出して受信信号 (合成波) を算出するもの (到来波方向ランダム設定モデルと呼ぶ) である. この生成モデルを用いると受信アンテナ間の相関も加

味した評価が可能となる。

次に、受信雑音はガウス雑音で模擬され、その強度は信号対雑音電力比 (SN 比) で設定される。一方、受信信号に外れ値を発生させて ICA のロバスト性を評価するためには、インパルス雑音をランダムに発生させる必要がある。ここで、インパルス雑音の生成法の一例に、発生頻度に基づくランダムなインパルス発生時刻の決定、平均の信号対インパルス雑音電力比に基づくインパルス振幅のランダム設定が考えられる。

3.1.3 独立成分分析の性能指標

ICA の信号分離性能は、式(16)の $W\tilde{V}H$ の絶対値が置換行列にどの程度近いかで評価される。ここで、 $P = W\tilde{V}H$ とすると、誤差指数 (EF: Error Figure) が、

$$E_1 = \sum_{i=1}^n \left(\sum_{j=1}^n \frac{|P_{ij}|}{\max_k |P_{ik}|} - 1 \right) + \sum_{j=1}^n \left(\sum_{i=1}^n \frac{|P_{ij}|}{\max_k |P_{kj}|} - 1 \right) \quad (17)$$

と表される²⁾。なお、この EF は、独立成分数 n が増加に伴い総和が増加するため、行列要素当たりの平均値とするには $2n^2$ で規格化することが望ましい。また、EF は最大値となる $|P_{ij}|$ の誤差 (信号成分に対応する行列要素の誤差) が含まれない問題がある。

一方、ICA の出力 (分離信号) と入力 (独立成分) の相関行列 R_{io} は、

$$R_{io} = E[\mathbf{y}\mathbf{s}^H] = W\tilde{V}HE[\mathbf{s}\mathbf{s}^H] + W\tilde{V}E[\mathbf{n}\mathbf{s}^H] \\ \cong W\tilde{V}HI = W\tilde{V}H \quad (18)$$

となり、 P とほぼ等しい。ここで、 R_{io} 絶対値の $(0, 1)$ 判定で得られる置換行列を P_0 とし、 R_{io} 絶対値との差分を $dR = R_{io} - P_0$ とし、その要素を dr_{ij} とすると、全行列要素の平均誤差 (RMS 誤差) σ_R は、

$$\sigma_R = \sqrt{\frac{1}{n^2} \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n (dr_{ij})^2} \quad (19)$$

となる。以下、これを相関行列誤差 (CME: Correlation Matrix Error) と呼ぶ。CME は ICA 信号分離の性能指標として有効である。

また、信号分離の性能指標に、第 i 分離信号 y_i に対応する元の信号成分が含まれる割合を示す

$$CNR_i = \max_k \frac{E[|y_i s_k|^2]}{E[|y_i|^2]E[|s_k|^2] - E[|y_i s_k|^2]} \quad (20)$$

がある¹⁴⁾。式(20)において、送信信号と ICA 出力が正

規化されていると、 $E[|y_i|^2] = 1, E[|s_k|^2] = 1$ となる。また、信号分離が十分な場合に、 $E[|y_i s_k|^2]$ と CNR_i は、

$$\max_k E[|y_i s_k|^2] \cong 1, CNR_i \cong \frac{1}{1 - \max_k E[|y_i s_k|^2]} \quad (21)$$

となる。式(21)において、 CNR_i の分母は、行列要素がほぼ 1 (信号成分の対応する行列要素) の誤差である。それゆえ、式(19)の CME に含まれるが、式(17)の EF に含まれない行列要素の誤差である。

さらに、上記の指標が有効となるには ICA の正常動作が前提となる。ここで、正常動作の判定基準として、ICA の信号分離が正常なこと、すなわち、ICA の出力の支配的成分が各独立成分に対応することを用いる。具体的には、相関行列の絶対値を最大値判定すると置換行列 (各行と各列に 1 の要素が一つだけあり他の要素は全て 0) が得られることである。これに基づく性能指標として、信号分離誤り率 (SER: Signal Separation Error Rate) が有効である。

他の性能指標として分離重み行列 W の収束特性がある。ここで、分離重み行列の理想値を $P_0 = W\tilde{V}H$ から求め誤差を算出すると、EF や CME に相当する性能指標が得られるが、算出に余分な手間が必要なため有益な性能指標でない。そこで、反復による分離重み行列の差分 (DWM: Differences of Weight Matrix) を収束度合いの指標とする。なお、反復回数に分離重み行列には $(0, \pi)$ の位相変動があるため、2 ステップ前との差分で収束度合いを評価する。

3.2 無線信号分離の方式諸元

3.2.1 信号分離性能のパラメータ依存性

この項では、方式諸元が信号分離性能にどのように影響を与えるかを定性的に検討する。はじめに、送信信号の変調方式は、変調信号の非ガウス性に関係するため、その大小に性能が依存する。例えば、QPSK に比べて、16 値 QAM の場合に性能劣化が想定される。また、送信信号のシンボル長は、期待値 (確率平均) の代替えである時間平均精度に関係し、シンボル長の増加が性能向上に寄与する。また、送信信号のシンボル長は、信号間の相互相関 (直交性、独立性) に関連し、シンボル長の増加が性能向上に寄与する。

次に、アンテナ数については、送受信アンテナ数が同数の場合、 n 行 n 列のチャネル行列の固有値 (最小値)

がほぼゼロとなる確率が無視できない。この場合に行列の実質的なランクが $n-1$ となり、独立成分分析が正常に行われない。また、送信アンテナ数を固定で受信アンテナ数を増加させれば、受信ダイバーシチ効果によりフェージングに起因する受信信号強度の低下が緩和され、特性改善効果が期待される。一方、送信受信アンテナ数を連動して増加させると、分離重み行列の次数増加に伴って性能劣化の懸念がある。

次に、伝搬路モデルとしては、チャネル係数ランダム設定モデルを用いる場合、レイリーとライスで受信信号の振幅分布により性能が異なる可能性がある。また、到来波方向ランダム設定モデルを用いるとランク落ちの確率により性能が異なる可能性がある。

雑音のモデルは、インパルス雑音の場合に、非ガウス性の評価尺度の変更(ネグントロピーの採用)により、性能が大幅に異なる可能性がある。

3.2.2 方式諸元の一覧

シミュレーションの方式諸元を Table 1 に示す。Table 1 において、送信アンテナ数 N_t は独立成分数 n に、受信アンテナ数 N_r は観測変数数 m に相当する。ここで、ネグントロピーの近似関数の導関数 g_1, g_2, g_3 は、式(11)で与えられる。また、方式諸元を変更する場合に、一種類のパラメータを変更し、他を固定して(標準設定にして)シミュレーションを実施した。ここで、標準設定は、表中で (standard) と表記している。

Table 1. Simulation system parameters.

Item	System parameters
TX signal	Modulation: QPSK, 16QAM (standard) Symbol length (SL): 200 symbol (standard), 10 ~2000 symbol (variable)
Antenna number	TX antenna number (N_t): 3 (standard) RX antenna number (N_r): 4 (standard) 2~10 antenna (variable)
Propagation channel	Channel coefficient random setting Rayleigh fading (standard), Rice fading (Rice factor: 4) Arrival signal direction random setting
	Gaussian noise: SNR=20 dB (standard) SNR=0~30 dB (variable)

Noise model	Impulse noise: Occurrence frequency: 0.01/symbol Signal to impulse noise power ratio (SIR): 5 ~35 dB (variable)
Independent component analysis	Fast ICA for complex variable & symmetric orthogonalization of multiple component Evaluation measure of non-Gaussian (Kurtosis & negentropy), approximate function: g_1, g_2 ($a=0.1$), g_3 (standard) Iteration number: 16 times
Performance indicator	Error figure (EF), Correlation matrix error (CME), Differences of weight matrix (DWM) & Signal separation error rate (SER)

4. シミュレーション結果

4.1 ICA の基本特性

4.1.1 ICA の収束動作

ICA の基本特性として、反復回数に対する分離重み行列と相関行列の収束動作の例を Fig. 2 と Fig. 3 に示す。ここで、方式諸元を $N_t = 2, N_r = 3, SL = 50$ symbol, $SNR = 10$ dB と設定している。Fig. 2 に示すように 2 行 2 列の分離重み行列の要素の実部・虚部は反復回数毎に極性を反転し、その絶対値がある値に収束している。一方、Fig. 3 に示すように相関行列の要素の実部・虚部は反復回数毎に極性を反転し、その絶対値は 1 又は 0 に収束している。

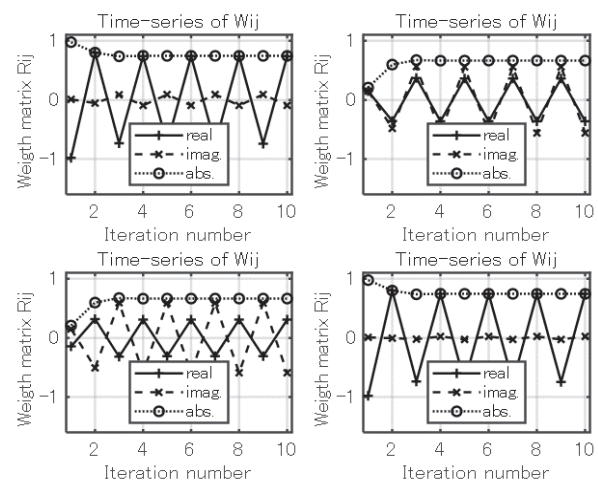


Fig. 2. Variation of weight matrix vs. iteration number.

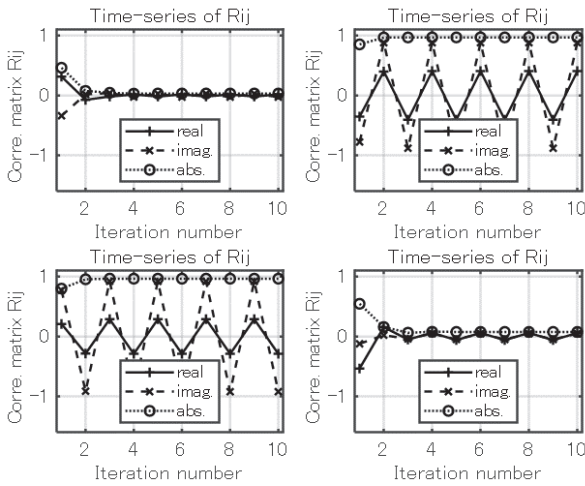


Fig. 3. Variation of correlation matrix vs. iteration number.

4.1.2 ICA の性能指標の評価と選択

Fig. 4 に反復回数に対する誤差指数 (EF) と相関行列誤差 (CME) のパーセンタイル値を示す。また, Fig. 5 に反復回数に対する分離重み行列差分 (DWM) と信号分離誤り率 (SER) のパーセンタイル値を示す。ここで, 方式諸元を $N_t = 3$, $N_r = 4$, $SL = 100$ symbol, $SNR = 15$ dB, 試行回数を 1000 回に設定している。

Fig. 4 に示すように EF と CME は, 反復 5 回程度で 95% 値が一定値に収束するなど定性的に類似している。また, EF は, CME に比較して約 3 dB 小さく, 3.1.3 で指摘したように性能を若干良好に評価する問題がある。

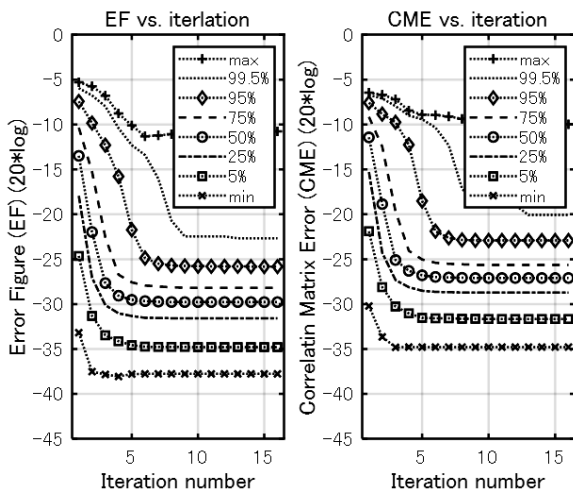


Fig. 4. Characteristics of error figure (EF) and correlation matrix error (CME) as a function of iteration number.

また, Fig. 5 の DWM は, 反復回数の増加に対して急速に減少しており, Fig. 4 の EF や CME との関連が密接でなく, 性能指標として必ずしも有効でない。一方, Fig. 5 の SER は Fig. 4 の EF や CME の最悪値などの特性劣化と関連している。

次に, ICA の収束が確率的に不完全となる場合の反復回数に対する CME と SER の例を Fig. 6 示す。

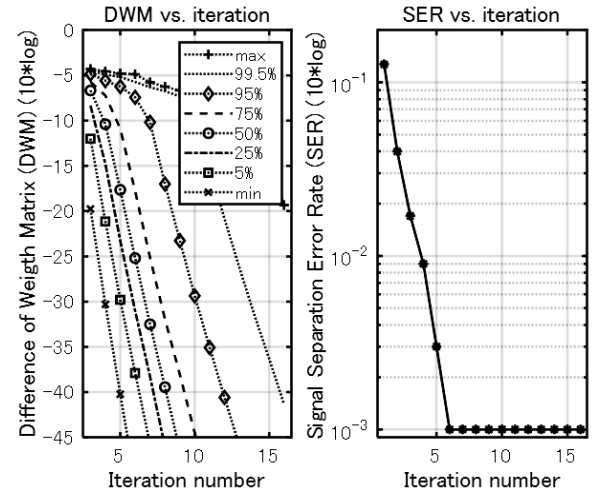


Fig. 5. Characteristics of difference of weight matrix (DWM) and signal separation error rate (SER) as a function of iteration number.

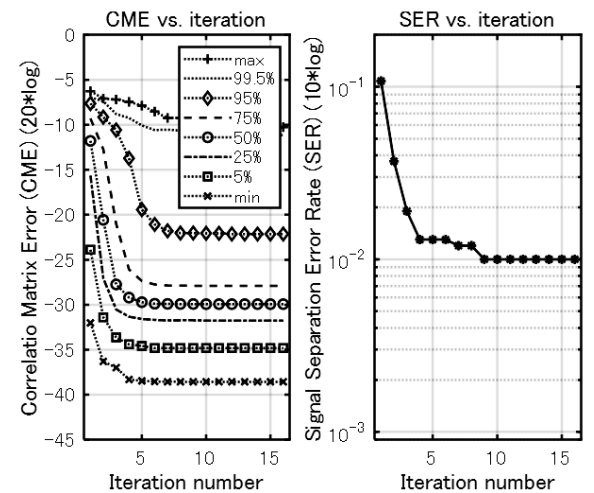


Fig. 6. Characteristics of correlation matrix error (CME) and signal separation error rate (SER) as a function of iteration number.

ここで, 送受信アンテナ数を同一 ($N_t = N_r = 3$) に設定し, 他は標準設定としている。Fig. 6 において, 反

復回数が5以上となってもSERが約1%となっており、CMEの最悪値と99.5%値が10 dBと大きく劣化している。

以下の収束特性の評価においては、受信アンテナ数を送信アンテナ数より1以上多く設定し、性能指標としてCMEとSERを用いる。

4.1.3 標準設定における相関行列誤差の収束特性

Fig. 7に反復回数に対するQPSKと16QAMのCMEとSERを示す。ここで、方式諸元は標準設定 ($N_t = 3, N_r = 4, SL = 200$ symbol, チャンル係数ランダム設定 (レイリー), $SNR = 20$ dB) となっている。Fig. 7に示すように、QPSKの場合に反復回数が3回と5回でCMEの75%値と95%値が収束し、高速ICAであることが分かる。また、最悪値も反復10回で収束し、収束値は、最悪値が-25 dB, 50%値が-30 dBと比較的良好である。一方、16QAMの場合に反復回数が5回以上でCMEの95%値までが収束するが、その値は3~6 dB程度増加している。また、最悪値や99.5%値の収束が悪くなる。さらに、SERは、反復回数の増加とともに急速に減少し、反復回数5回でゼロとなっている。

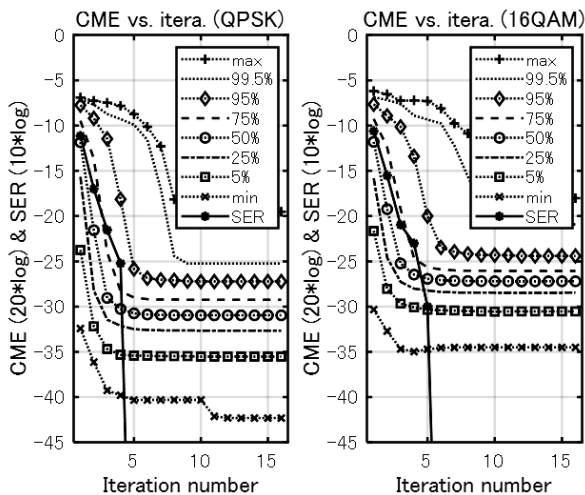


Fig. 7. Characteristics of CME and SER vs. iteration number in QPSK and 16QAM systems.

4.2 相関行列誤差のパラメータ依存性

4.2.1 SN比に対する相関行列誤差

Fig. 8にSN比に対するQPSKと16QAMの相関行列誤差 (CME) と信号分離誤り率 (SER) を示す。ここで、方式諸元は可変なSN比を除き標準設定となっている。

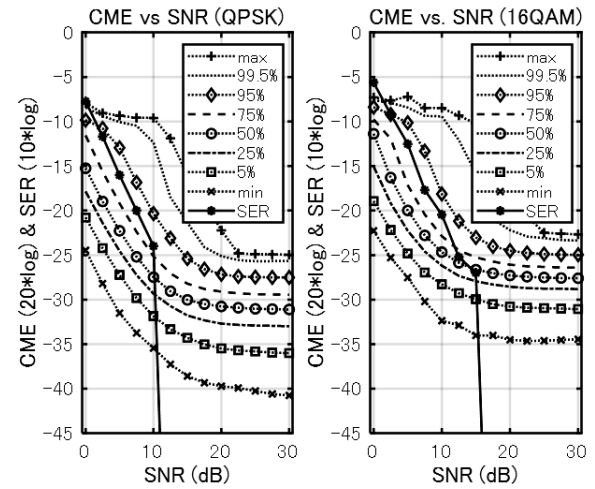


Fig. 8. Characteristics of CME and SER vs. SNR in QPSK and 16QAM systems.

Fig. 8に示すように低SN比 (例えば、10 dB以下) において、SN比の低下に伴うCMEの増加が顕著であり、SERもゼロとならない。一方、高SN比 (例えば、20 dB以上) において、SERがゼロとなるとともにSN比の増加に伴うCMEの減少がほとんどない。なお、16QAMのCMEはQPSKと比較して、2~5 dB程度増加している。

4.2.2 シンボル長に対する相関行列誤差

Fig. 9にシンボル長に対するQPSKと16QAMのCMEとSERを示す。ここで、方式諸元は可変なシンボル長を除き標準設定となっている。

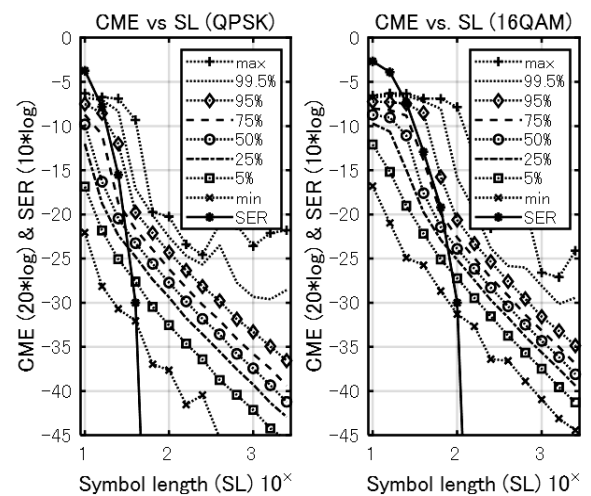


Fig. 9. Characteristics of CME and SER vs. symbol number in QPSK and 16QAM systems.

Fig. 9 に示すようにシンボル長の増加に伴い CME と SER が減少し, QPSK と 16QAM の SER はシンボル長 40 と 160 でゼロとなっている. また, そのシンボル長で CME の 5% 値から 95% 値が $-30 \sim -20$ dB の範囲にあり, 良好な特性となっている. なお, 16QAM の CME は QPSK と比較して, 2~5 dB 程度増加している.

4.2.3 送受信アンテナ数に対する相関行列誤差

Fig. 10 に送信アンテナ数を固定した場合の受信アンテナ数に対する CME と SER を示す. ここで, 方式諸元は可変な受信アンテナ数を除き標準設定である. Fig. 10 に示すように, 送受信アンテナ数が同一の場合を除き, アンテナ数にほとんど依存しない. なお, 16QAM の CME は QPSK のものと比較して, 2~5 dB 程度増加している.

Fig. 11 に送受信アンテナ数の差を 1 とした場合の受信アンテナ数に対する CME と SER を示す. ここで, 方式諸元は送受信アンテナ数を除き標準設定となっている. また, 試行回数を 5000 に設定している. Fig. 11 に示すように QPSK 変調の場合, アンテナ数が増加しても 25% 値から 75% 値の変化が小さい. 一方, 16QAM の場合, アンテナ数の増加に伴って SER が急速に増加している. また, CME の最悪値, 99.5% 値, 95% 値, 75% 値, 50% 値と順に急速に特性が劣化している. この結果は, 16QAM の場合に独立成分数の増加に伴い信号分離が困難となることを示している.

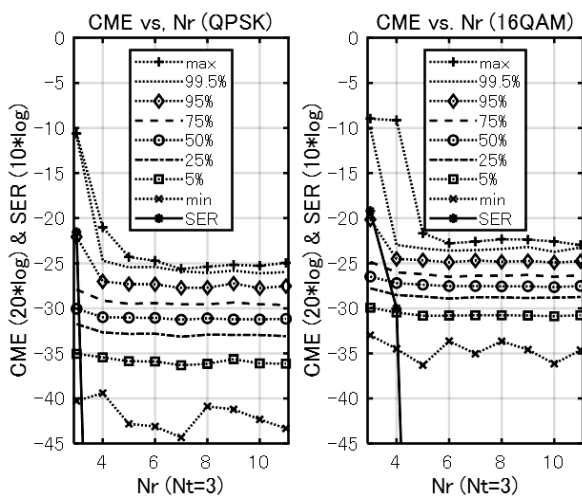


Fig. 10. Characteristics of CME and SER vs. received antenna number (N_r) in QPSK and 16QAM systems.

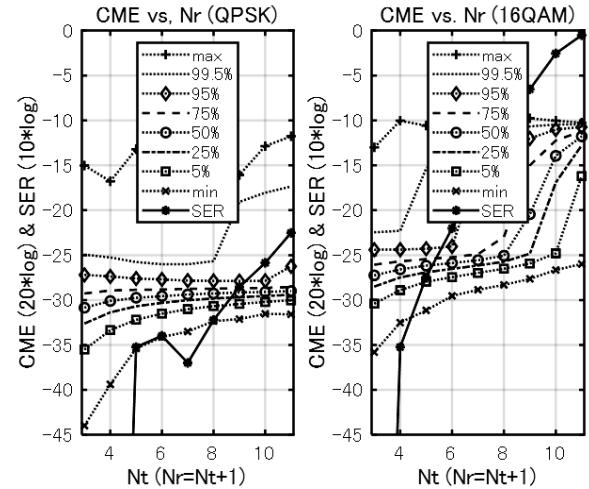


Fig. 11. Characteristics of CME and SER vs. received antenna number (N_r) in QPSK and 16QAM systems.

4.3 伝搬路モデルの依存性

4.3.1 ライス・フェージングにおける収束特性

Fig. 12 にチャネル係数ランダム設定 (ライス) モデルにおける反復回数に対する QPSK の相関行列誤差 (CME) と信号分離誤り率 (SER) を示す. ここで, 方式諸元は標準設定とし, ライス・ファクターを 4 としている. また, 受信アンテナ数を $N_r = 3$ を比較対象としている. Fig. 12 の特性は Fig. 6 と Fig. 7 に示されるチャネル係数ランダム設定 (レイリー) の特性と類似している. この結果から, レイリーとライスの場合の特性にほとんど差がないことが分かる.

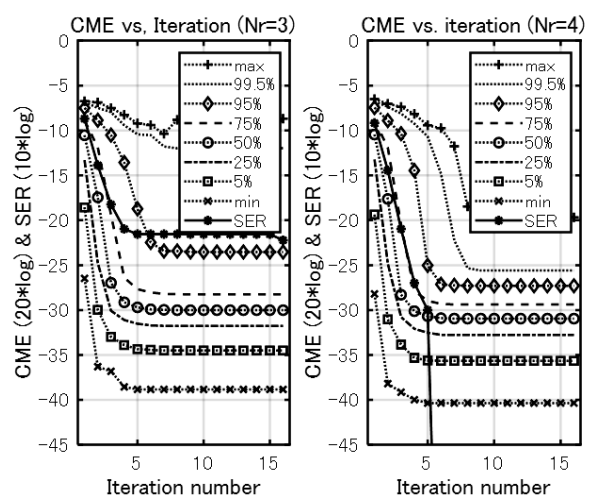


Fig. 12. Characteristics of CME and SER vs. iteration number in QPSK system over Rician fading channel.

4.3.2 到来波方向ランダム設定における収束特性

Fig. 13 に到来波方向ランダム設定モデルにおける反復回数に対する QPSK の CME と SER を示す. ここで, 方式諸元は標準設定としている. 伝搬路モデルについては, 送信信号 (独立成分) 毎の到来波数を 3 とし, 振幅を $-3 \sim 3$ dB の範囲でランダムに選択している. また, 受信アンテナ数を $N_r = 3$ を比較対象としている. Fig. 13 に示すようにアンテナ数 $N_r = 3, 4$ の特性に顕著な相違がなく, Fig. 7 と Fig. 12 のチャネル係数ランダム設定 (レイリー, ライス) の $N_r = 4$ の場合の特性とよく類似している. この結果は, 到来波方向ランダム設定モデルでは, チャネル行列のランク落ちが発生し難いことを示している.

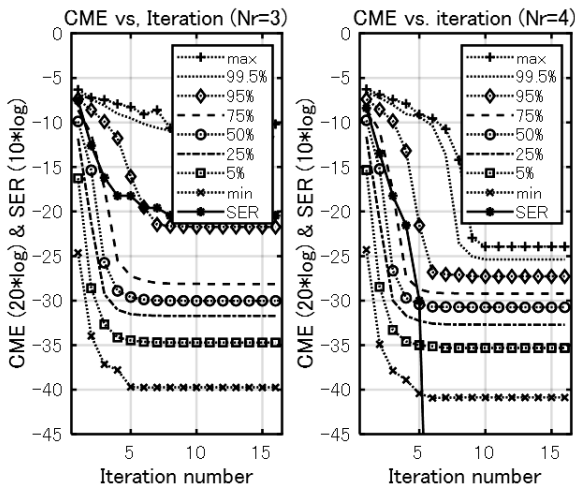


Fig. 13. Characteristics of CME and SER vs. iteration number in the case of arrival signal direction random setting.

4.4 インパルス雑音の影響と評価関数の変更効果

4.4.1 インパルス雑音下での相関行列誤差の特性

Fig. 14 にインパルス雑音がある場合の信号対インパルス雑音電力比 (SIR) に対する QPSK と 16QAM の相関行列誤差 (CME) と信号分離誤り率 (SER) を示す. ここで, 方式諸元は標準設定である. Fig. 14 に示すように, 高 SIR (例えば, 30 dB 以上) ではインパルス雑音の影響が最悪値に見られる程度であるが, 低 SIR (例えば, 15 dB 以下) では SIR の低下に伴う CME の増加が顕著となっている. なお, 16QAM の CME は QPSK と比較して, 2~7 dB 程度増加している.

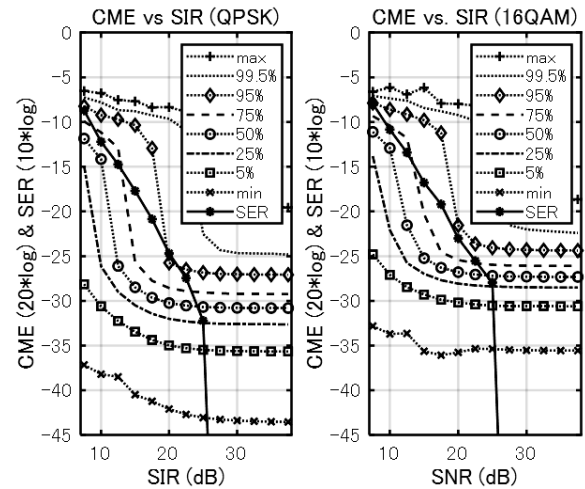


Fig. 14. Characteristics of CME and SER vs. SIR using approximate function of g_3 in QPSK and 16QAM systems.

4.4.2 非ガウス性の評価関数の変更効果

Fig. 15 にネグントロピーの近似関数の導関数として式(11)の g_1, g_2 を用いた場合の SIR に対する QPSK の CME と SER を示す. また, 他の方式諸元は標準設定である. Fig. 15 に示すように近似関数の選択による CME と SER の特性の相違は少ない. また, SIR が比較的低い範囲 (例えば, 20 dB 以下) では, CME と SER の特性が Fig. 14 の QPSK の特性と比較して多少優れている. この結果, 外れ値に対するロバスト性の向上にネグントロピーの採用が有効であるが, 顕著な改善がないことが分かる.

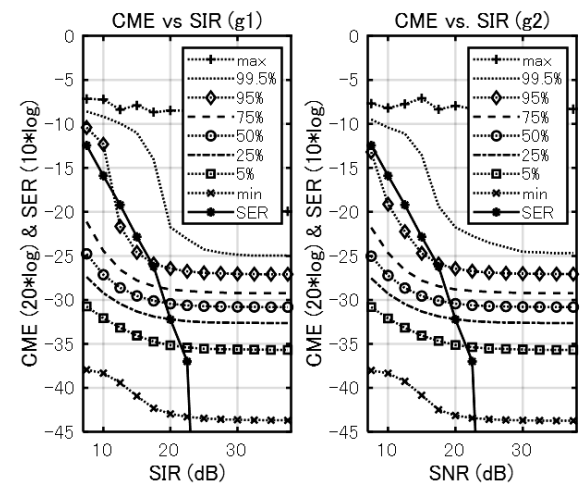


Fig. 15. Characteristics of CME and SER vs. SIR using approximate function of g_1 and g_2 .

5. まとめ

独立成分分析 (ICA) によるブラインド信号分離の諸特性を計算機シミュレーションにより評価した。はじめに, ICA の収束動作と基本特性を評価し, 送受信アンテナ数が同一の場合に CME が正常に収束しない場合があること, 受信アンテナ数が多い標準設定において CME が高速で (反復回数 5 回程度で) 収束することが分かった。

次に, 方式諸元を標準設定にし, SN 比, シンボル長, アンテナ数, 伝搬モデルの変更, 信号対インパルス雑音電力比に対する CME と SER の特性を求めた。その結果, シンボル長の増加が特性改善に有効であること, 送信アンテナ数 (独立成分数) の増加に伴う 16QAM の特性劣化が大きいことが分かった。また, 到来方向ランダム設定の場合チャネル行列のランク落ちが発生し難いこと, ネグントロピーの評価関数の選択がインパルス雑音の軽減に有効なことが分かった。

今回, 複数の方式諸元が可変な場合を対象外とした。また, QPSK, 16QAM 以外の変調方式を対象としなかった。より網羅的で詳細な検討は今後の課題である。

参考文献

- 1) A. Cichocki and S. Amari, *Adaptive Blind Signal and Image Processing, Learning Algorithm and Applications*, (John Wiley & Sons, New York, 2002).
- 2) A. Hyvarinen, J. Karhunen and E. Oja, *Independent Component Analysis*, (John Wiley & Sons, New York, 2001).
- 3) T. W. Lee, *Independent Component Analysis*, (Kluwer Academic, 1998).
- 4) O. Yilmaz and S. Rickard, "Blind Separation of Speech Mixtures via Time-Frequency Masking", *IEEE Trans. Signal Processing*, **52**[7], 1830-1847 (2004).
- 5) K. Fujita, "Remarks on a Method of Blind Source Separation", *Information*, **13**[3B], 829-834 (2010).
- 6) B. A. Olshausen and D. J. Field, "Sparse Coding of Sensory Input", *Current Opinion in Neurobiology*, **14**, 481-487 (2004).
- 7) A. Cichocki, R. Zdunek and S. Amari, "Nonnegative Matrix and Tensor Factorization", *IEEE Signal Processing Magazine*, **25**[1], 575-594 (2010).
- 8) S. Amari, "Natural Gradient Works Efficient in Learning", *Neural Computation*, **10**[2], 251-276 (1998).
- 9) A. Hyvarinen and E. Oja, "Independent Component Analysis: Algorithms and Applications", *Neural Network*, **13**[4-5], 411-430 (2000).
- 10) A. Hyvarinen, E. Oja, "A First Fixed-Point Algorithms for Independent Component Analysis", *Neural Comput.*, **9**[7], 1483-1492 (1997).
- 11) A. Hyvarinen, "Fast and Robust Fix-Point Algorithms for Independent Component Analysis", *IEEE Trans. Neural Networks*, **10**[3], 626-634 (1999).
- 12) E. Bingham, A. Hyvarinen, "A First Fixed-Point Algorithm for Independent Analysis of Complex Valued Signal", *International Journal of Neural Systems*, **10**[1], 1-8 (2000).
- 13) 塩見英久, 岡村康行, "独立成分分析による MIMO の受信荷重の直接推定に関する基礎検討", 電子情報通信学会技術研究報告, A・P2008-4, 19-22 (2008).
- 14) 塩見英久, 岡村康行, "独立成分分析によるブラインド無線信号分離の諸特性", 電子情報通信学会技術研究報告, A・P2008-119, 47-50 (2008).
- 15) 菅井幸平, 島田裕平, 山田寛喜, 山口芳雄, "ICA を用いたブラインド MIMO システムに関する基礎検討", 電子通信学会技術研究報告, A・P2009-29, 105-110 (2009).
- 16) 笹岡秀一, 桐野悟至, "独立成分分析とそのブラインド MIMO への応用", 同志社大学ハリス理化学研究報告, **59**[3], 135-145 (2018).
- 17) E. Carlos, J. Takada, "ICA Based Blind Source Separation Applied to Radio Surveillance", *IEICE Trans. Commun.*, **E86-B**[12], 3491-3497 (2003).
- 18) 原義宏, 島田裕平, 山田寛喜, 山口芳雄, "ICA を用いたリニアアレーによる到来方向推定に関する検討", 電気通信学会技術研究報告, AP2007-189, 95-100 (2008).
- 19) 塩見英久, 岡村康行, "独立成分分析による電波到来方向のブラインド推定", 電子情報通信学会論文誌, **J92-A**[5], 327-334 (2009).
- 20) 田中聡, 清水孝之, 北野隆康, 岩井誠人, 笹岡秀一, "MIMO システムにおける信号分散を用いた秘密情報伝送方式", 電子情報通信学会技術研究報告, RCS2010-282, 195-200 (2011).
- 21) 笹岡秀一, 滝村拓馬, 岩井誠人, "MIMO における時変化プリコーディングを用いた秘密情報伝送方式", 同志社大学ハリス理化学研究報告, **57**[1], 7-17 (2016).
- 22) 滝村拓馬, 笹岡秀一, 岩井誠人, "MIMO システムにおける秘密信号と複素ガウス信号の乗積信号を用いた秘密鍵配送方式", 電子情報通信学会論文誌, **J99-B**[9], 772-781 (2016).
- 23) 市川力, 笹岡秀一, 岩井誠人, "MIMO システムにおける秘密信号と疑似複素ガウス信号の乗積信号を用いた秘密鍵配送方式", 電子情報通信学会論文誌, **J101-B**[7], 546-557 (2016).
- 24) 桐野悟至, 笹岡秀一, 岩井誠人, "MIMO を用いた秘密情報伝送における独立成分分析による盗聴の対策", 電子情報通信学会論文誌, **J101-B**[9], 717-728 (2018).