

Independent Component Analysis and Its Application to Blind Multi-Input Multi-Output Systems

Hideichi SASAOKA* and Satoshi KIRINO*

(Received June 8, 2018)

The Multi-Input Multi-Output (MIMO) system consisting of multiple transmission and reception antennas attracts attention as realization means of a large-capacity mobile communication recently. Generally, known channel matrix is necessary for signal separation in MIMO, but signal separation is enabled in MIMO using independent component analysis even if channel matrix is unknown. This paper shows various techniques of ICA and chooses the technique suitable for blind signal separation in the wireless communication. In addition, computer simulation is carried out to evaluate the effectiveness of blind MIMO using ICA. In the case of QPSK modulation, the simulation result shows that BER performance of blind MIMO is approximately equal to MIMO E-SDM.

Key words : independent component analysis, blind signal separation, MIMO

キーワード : 独立成分分析, ブラインド信号分離, MIMO

独立成分分析とそのブラインド MIMO への応用

笹岡 秀一, 桐野 悟至

1. はじめに

近年, 移动通信の大容量化は最重要課題であるが, BLAST¹⁾ の提案を端緒として送受信に複数アンテナを用いた MIMO (Multiple-Input Multiple-Output) システムが有力な実現手段として注目されている. また, その後の研究開発各種の研究開発が進められ, 各種の MIMO システムが提案されるとともに²⁾, 実用化も進められている. さらに, アンテナ数が格段に多い Massive MIMO の研究開発が進められている³⁾. これらにシステムでは, 空間で合成された複

数の信号ストリームの受信側で分離・検出が必要であり, このため一般にチャネル行列の推定が必要となる. 従来, チャネル行列の推定には, トレーニングシンボルを用いた LSCE (Least Squares Channel Estimation)⁴⁾ が広く用いられている. しかし, 場合によっては, チャネル行列の推定に必要なトレーニングシンボルのオーバーヘッドが問題となる.

そこで, チャネル行列の推定を必要としないブラインド信号分離の一実現法として独立成分分析 (ICA: Independent Component Analysis)^{5,6)} を MIMO

* Department of Electronics, Doshisha University, Kyoto

Telephone: +81-774-65-6355, FAX: +81-774-65-6801, E-mail: hsasaoka@mail.doshisha.ac.jp

に適用することが提案されている^{7,8)}。既存研究では、QPSK (Quadrature Phase Shift Keying) 変調の場合のブラインド MIMO⁸⁾や OFDM (Orthogonal Frequency Division Multiplexing) の場合のブラインド MIMO⁹⁾などがある。しかし、多値 QAM (Quadrature Amplitude Modulation) 変調などの評価が十分に行われていない。

一方、移動通信の情報セキュリティも重要課題であるが、2000 年初頭から物理層（電波）における秘密情報伝送の研究が開始され^{10,11)}、人工雑音の活用が提案されている¹²⁾。また、MIMO や複数アンテナシステムに対して、MIMO のチャネル間干渉や複数アンテナからの干渉波送信を活用した秘密情報伝送¹³⁻¹⁵⁾が提案されている。さらに、MIMO E-SDM システムにおいて、秘密信号を各チャネルに分散するとともに、シンボル単位で時変化する送信アンテナ重み付け（高速プリコーディング）と人工雑音の付加を施した秘密情報伝送方式^{16,17)}が提案されている。また、人工高速フェージングを与えた秘密情報伝送方式¹⁸⁾が提案されている。しかし、これらの方式には、独立成分分析による攻撃に脆弱となる場合があることが指摘されている^{16,17,19)}。また、この対策として、信号分布をガウス分布に近づけると独立成分分析による攻撃が無効となることが指摘されている²⁰⁻²²⁾。このように、秘密情報伝送における耐盗聴特性の評価において独立成分分析は重要な手法であるが、採用した具体的な手法について実用的な観点から説明した文献は少ない。

そこで、本論文では独立成分分析の各種手法を著名な入門書²³⁾を逐次引用して示すとともに、無線通信におけるブラインド信号分離に適した手法を選択した。また、独立成分分析を用いたブラインド MIMO の有効性を評価するため、計算機シミュレーションによりその特性の評価を行った。

2. 独立成分分析

2.1 独立成分分析の基本

2.1.1 独立成分分析の概要

ここでは、文献²³⁾の 7.2.1 項、7.2.2 項、7.2.3 項を参考として、独立成分分析の概要を示す。

(1) 独立成分分析の定義と対象

独立成分分析 (ICA: Independent Component Analysis) は、確率変数（または、測定値、信号など）を構成する成分を検出する統計的な信号処理手法である。ICA では、非ガウスで独立な確率変数が線形結合されていることを仮定している。例えば、観測された n 個の確率変数 $\mathbf{x} = (x_1, \dots, x_n)$ が、 N 個の独立な確率変数 $\mathbf{s} = (s_1, \dots, s_n)$ の線形結合、 $x_i = a_{i1}s_1 + a_{i2}s_2 + \dots + a_{in}s_n$, $i = 1, \dots, n$ で表されるとする。即ち、

$$\mathbf{x} = \mathbf{A}\mathbf{s} \quad (1)$$

とする。なお、 $\mathbf{A} = [a_{ij}]$ は未知の結合行列である。

独立成分分析は、 \mathbf{x} のみを観測して \mathbf{A} と \mathbf{s} を求める問題となる。意外なことに独立性の仮定の下で問題が解けることが、ICA の特徴である。また、この問題は $\mathbf{s} = \mathbf{W}\mathbf{x}$ となる行列 \mathbf{W} を求めることと等価となる。ここで、 \mathbf{s} を信号とすると、各未知信号の独立性に基づいて信号を分離すること（ブラインド信号分離）と等価となる。

(2) 独立成分分析の特徴

独立性は、無相関より厳しい性質であるため、分離された各成分の無相関だけでは独立成分を求めるのに十分でない。そこで、各種の評価尺度（最尤推定、相互情報量最小化、非線形無相関化）を用いた ICA がある。また、最大非ガウス性に基づく ICA がある。ここで、非ガウス性の尺度としては、尖度が良く用いられる。

独立成分分析には、下記のような制約と曖昧性がある。その制約は、①独立成分達が統計的に「独立」であること、②独立成分が非ガウス分布に従うことである。このため、ガウスの変数には ICA が適用できない、また、曖昧性は、①独立成分の分散（パワー）決定できないため、分散を 1 に固定していること、②独立成分の順序を決めることができないこと、である。さらに、複素確率変数に対する ICA の場合には、位相が決められない。

2.1.2 主成分分析、白色化と独立成分分析

ここでは、文献²³⁾の 7.4.1 項、7.4.2 項を参考として、主成分分析、白色化、独立成分分析の関係につ

いて説明する.

(1) 無相関化

はじめに, 観測された確率変数 (観測変数) と元の独立な確率変数 (独立成分) の平均が 0 と仮定する. この仮定は, 観測変数の中心化 (平均 0 への変換) により成立つ. 次に, 観測変数が得られたとき, 線形変換によって無相関の変数が容易に得られる. ここで, 無相関とは, 二つの確率変数 y_1, y_2 の共分散が 0, 即ち,

$$\begin{aligned} \text{cov}(y_1, y_2) &= E\{[y_1 - E(y_1)][y_2 - E(y_2)]\} \\ &= E(y_1 y_2) - E(y_1)E(y_2) = 0 \end{aligned} \quad (2)$$

である. 式(2)で $E(y_1) = 0, E(y_2) = 0$ の場合, $E(y_1 y_2) = 0$ となり, 確率変数 y_1, y_2 が直交する. 一方, 確率変数 y_1, y_2 が独立であれば, 結合確率密度関数が, $p(y_1, y_2) = p(y_1)p(y_2)$ となるので, 任意の関数 $h_1(\cdot), h_2(\cdot)$ に対して,

$$E\{h_1(y_1)h_2(y_2)\} = E\{h_1(y_1)\}E\{h_2(y_2)\} \quad (3)$$

であるから, y_1, y_2 は無相関となる. 逆に, 無相関は必ずしも独立を意味しない.

(2) 主成分分析と白色化

主成分分析は, 相関のある多変量の測定データから冗長度を減らし, より少ない変量でデータを表現する手法である. このため, 測定データに直交座標変換を行い新しい座標成分をお互いに無相関にする. 同時に, 各座標軸成分の分散の最大化を図り, 分散が大きい順に主成分を取り出す. この処理には, 共分散行列 (2 次統計量) の固有値分解が用いられる.

一方, 白色化は無相関よりさらに限定された意味である. 平均 0 の確率変数 $\mathbf{y} = (y_1, \dots, y_n)$ が白色であるとは, その共分散行列が単位行列となることである. すなわち,

$$E\{\mathbf{y}\mathbf{y}^T\} = \mathbf{I} \quad (4)$$

である. このような白色化は, 観測変数 \mathbf{x} にある行列 \mathbf{V} をかける線形変換, $\mathbf{z} = \mathbf{V}\mathbf{x}$ により得られる. ここで, \mathbf{V} は, \mathbf{x} の共分散行列の固有値分解の固有値ベクトルから構成される直交行列 \mathbf{U} を用いて,

$$E\{\mathbf{x}\mathbf{x}^T\} = \mathbf{U}\text{diag}(\lambda_1, \dots, \lambda_n)\mathbf{U}^T \quad (5)$$

とするとき,

$$\mathbf{V} = \mathbf{U}\text{diag}\left(\frac{1}{\sqrt{\lambda_1}}, \dots, \frac{1}{\sqrt{\lambda_n}}\right)\mathbf{U}^T \quad (6)$$

と表される. 式(5)と式(6)を用いると, \mathbf{z} の共分散は,

$$E\{\mathbf{z}\mathbf{z}^T\} = \mathbf{V}E\{\mathbf{x}\mathbf{x}^T\}\mathbf{V}^T = \mathbf{I} \quad (7)$$

となる.

(3) 白色化と独立成分分析の相違

白色化によって新たな結合行列 $\tilde{\mathbf{A}}$ は,

$$\mathbf{z} = \mathbf{V}\mathbf{A}\mathbf{s} = \tilde{\mathbf{A}}\mathbf{s} \quad (8)$$

となる. 白色化された観測変数 \mathbf{z} は無相関で独立の必要条件を満たすが, 十分条件ではない. ここで, \mathbf{z} の直交変換を $\mathbf{y} = \tilde{\mathbf{U}}\mathbf{z}$ とすると,

$$E\{\mathbf{y}\mathbf{y}^T\} = E\{\tilde{\mathbf{U}}\mathbf{z}\mathbf{z}^T\tilde{\mathbf{U}}^T\} = \tilde{\mathbf{U}}\mathbf{I}\tilde{\mathbf{U}}^T = \mathbf{I} \quad (9)$$

となり, 白色化されている. このことから, 白色化では独立成分を直交化したものしか得られない.

一方, 白色化は独立成分分析の前処理として有効である. 事前に白色化が行われていれば, 結合行列 \mathbf{A} の探索の代わりに結合行列 $\tilde{\mathbf{A}}$ (直交行列) の探索に探索範囲を限定できる. このことから, 独立成分分析の性能向上のため白色化が有効である.

2.2 非ガウス性の最大化による独立成分分析

2.2.1 非ガウス性と独立性

ここでは, 文献²³⁾の 8.1 節を参考にして, 非ガウス性に基づく独立成分分析の原理を説明する.

独立成分分析では, 観測データは式(2)に示されるように独立成分の線形結合でモデル化される. この結合は, $\mathbf{s} = \mathbf{A}^{-1}\mathbf{x}$ で復元されるから, 独立成分の推定は, 観測変数の正しい線形結合を見つけることになる. そこで, 一つの独立成分を推定するため,

$$\mathbf{y} = \mathbf{b}^T\mathbf{x} = \mathbf{b}^T\mathbf{A}\mathbf{s} = \mathbf{q}^T\mathbf{s}, \quad \mathbf{q}^T = \mathbf{b}^T\mathbf{A} \quad (10)$$

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. この解は, 正確に求められないが, よい近似となる推定法がある. \mathbf{q} の要素を変化させて $\mathbf{q}^T\mathbf{s}$ の確率分布の変化を調べ, 非ガウス性が最大とすると, このとき \mathbf{y} が一つの独立成分 s_i と等しくなる. 実際には, \mathbf{q} の代わりに \mathbf{b} を変化させて, $\mathbf{b}^T\mathbf{x}$ の確率分布を調べる. 従って \mathbf{b} としては, $\mathbf{b}^T\mathbf{x}$ の非ガ

ウス性を最大とするベクトルを求めればよい。結局、独立成分分析は、非ガウス性が最大の方向を探索する問題として定式化できる。これが独立成分分析の原理である。

2.2.2 尖度によるガウス性の評価

ここでは、文献²³⁾の 8.2.1 項, 8.2.2 項, 8.2.3 項を参考として、尖度に基づく独立成分分析のアルゴリズムについて説明する。

(1) 尖度の極値が独立成分に対応

非ガウス性を用いる独立成分分析の場合、確率変数 y の非ガウス性の定量的な尺度が必要となる。その尺度の一である尖度 $\text{kurt}(y)$ は、

$$\text{kurt}(y) = E\{y^4\} - 3(E\{y^2\})^2 \quad (11)$$

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。

(2) 尖度を用いた勾配法

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、 $\mathbf{y} = \mathbf{w}^T \mathbf{x}$ 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、 $E\{(\mathbf{w}^T \mathbf{z})^2\} = \|\mathbf{w}\|^2$ であるので、 $\mathbf{w}^T \mathbf{z}$ の尖度の絶対値の勾配は、

$$\begin{aligned} \frac{\partial |\text{kurt}(\mathbf{w}^T \mathbf{z})|}{\partial \mathbf{w}} &= 4 \text{sign}(\text{kurt}(\mathbf{w}^T \mathbf{z})) \\ &\times [E\{\mathbf{z}(\mathbf{w}^T \mathbf{z})^3\} - 3\mathbf{w}\|\mathbf{w}\|^2] \end{aligned} \quad (12)$$

として計算できる。ここで、さらに式の導出を行うと次のような勾配法が得られる。

$$\begin{aligned} \Delta \mathbf{w} &\propto \text{sign}(\text{kurt}(\mathbf{w}^T \mathbf{z})) E\{\mathbf{z}(\mathbf{w}^T \mathbf{z})^3\} \\ \mathbf{w} &\leftarrow \mathbf{w} / \|\mathbf{w}\| \end{aligned} \quad (13)$$

このオンライン（あるいは適応）アルゴリズムも同様に得られる。この場合は、期待値の演算を省略して、

$$\begin{aligned} \Delta \mathbf{w} &\propto \text{sign}(\text{kurt}(\mathbf{w}^T \mathbf{z})) \mathbf{z}(\mathbf{w}^T \mathbf{z})^3 \\ \mathbf{w} &\leftarrow \mathbf{w} / \|\mathbf{w}\| \end{aligned} \quad (14)$$

となる。しかし、尖度に含まれる期待値の計算は省略できないので、実際には期待値の代わりに時間平均を用いる。

(3) 尖度を用いた高速不動点アルゴリズム

上記の勾配法は、収束が必ずしも良好でない。この対策に不動点反復法（不動点アルゴリズム）がある。式(12)の尖度の勾配を \mathbf{w} に等しくすることで、

$$\mathbf{w} \propto [E\{\mathbf{z}(\mathbf{w}^T \mathbf{z})^3\} - 3\|\mathbf{w}\|^2 \mathbf{w}] \quad (15)$$

となる。この式から直ちに導かれるアルゴリズムは、右辺を計算し、それを \mathbf{w} 新しい値とする不動点アルゴリズム、すなわち、

$$\mathbf{w} \leftarrow E\{\mathbf{z}(\mathbf{w}^T \mathbf{z})^3\} - 3\mathbf{w} \quad (16)$$

である。

2.2.3 ネグントロピーによる非ガウス性の評価

ここでは、文献²³⁾の 8.3.2 項を参考にして、ネグントロピーに基づく独立成分分析のアルゴリズムについて説明する。

(1) 尖度の課題とネグントロピーの導入

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、確率変数の分布とエントロピーが密接な関係にあることに基づくネグントロピーがある。ネグントロピー J は、正規化された確率変数を用いて、

$$J(y) = H(y_{\text{gauss}}) - H(y) \quad (17)$$

と表される。しかし、ネグントロピーの計算には、密度関数の推定が必要となるなど計算が複雑となるため、これの近似を行うことを考える。一つの近似は、非 2 次関数 G を用いて、

$$J(y) \propto [E\{G(y)\} - E\{G(v)\}]^2 \quad (18)$$

となる。ここで、 v は平均 0 分散 1 のガウス変数である。

(2) ネグントロピーを用いた勾配法

このネグントロピーを最大化する勾配法によりアルゴリズムが構成できる。式(18)の \mathbf{w} に関する勾配をとり、正規化 $E\{(\mathbf{w}^T \mathbf{z})^2\} = \|\mathbf{w}\|^2 = 1$ を考慮に入れると、

$$\begin{aligned} \Delta \mathbf{w} &\propto \gamma E\{\mathbf{z}g(\mathbf{w}^T \mathbf{z})\}, \\ \gamma &= E\{G(\mathbf{w}^T \mathbf{z})\} - E\{G(v)\} \\ \mathbf{w} &\leftarrow \mathbf{w} / \|\mathbf{w}\| \end{aligned} \quad (19)$$

のアルゴリズムが得られる。ここで、関数 g は、関数 G の導関数である。なお、 g としては、

$$g_1(y) = \tanh(a_1 y)$$

$$g_2(y) = y \exp(-y^2/2) \quad (20)$$

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

が候補である。

2.2.4 ネグエントロピーによる不動点アルゴリズム

ここでは、文献²³⁾の 8.3.5 項を参考として、ネグエントロピーによる不動点アルゴリズムについて説明する。

(1) アルゴリズムの導出

ネグエントロピーを最大化するときにも不動点を用いれば勾配法より高速なアルゴリズムとして、高速独立成分分析 (fast ICA) アルゴリズムが得られる。このアルゴリズムは、非ガウス性を評価する式(18)を用いて射影 $\mathbf{w}^T \mathbf{z}$ の非ガウス性の最大を探索する不動点アルゴリズムに基づいている。より厳密にはニュートン反復法の近似として導かれる。ここでは、導出過程を省略して結果を示すと、

$$\mathbf{w} \leftarrow \mathbf{E}\{\mathbf{z}g(\mathbf{w}^T \mathbf{z})\} - \mathbf{E}\{g'(\mathbf{w}^T \mathbf{z})\mathbf{w}\} \quad (21)$$

となる。これが高速独立成分分析における基礎的な不動点反復法である。

(2) 不動点アルゴリズム

式(20)で用いられる非 2 次関数 G の導関数である g を決める。そして、式(21)を用いた反復法を適用し、次に正規化を行うと良い。基本的な手順をまとめると下記のようなになる。ここで、期待値としては、実際に使えるデータ標本を平均化したものを推定値とする。以上のアルゴリズムによって独立成分のうち 1 変数のみが得られる。

1. データの平均値を 0 にする中心化を行う。
2. データを白色化したものを \mathbf{z} とする。
3. \mathbf{w} のノルム 1 の初期値を決める。
(例えば、乱数を用いて)
4. $\mathbf{w} \leftarrow \mathbf{E}\{\mathbf{z}g(\mathbf{w}^T \mathbf{z})\} - \mathbf{E}\{g'(\mathbf{w}^T \mathbf{z})\mathbf{w}\}$ とする。
ここで、 g は式(20)で定義される。
5. $\mathbf{w} \leftarrow \mathbf{w}/\|\mathbf{w}\|$ とする。
6. 収束していなければ、4.へ戻る。

2.3 複数の独立成分の推定と複素数への拡張

以上に独立成分分析の基本を示したが、複素受信

アンテナによる複数電波源の分離においては、複数の独立成分の推定と複素数への拡張が必要となる。

2.3.1 複数の独立成分の推定

ここでは、文献²³⁾の 8.4.2 項、8.4.3 項を参考として、複数の独立成分の推定手法について説明する。

(1) 複数推定への拡張

一つの独立成分の推定に対して初期値を変えて繰り返し実行すると、複数の独立成分が見つかるが効率が悪い。そこで、異なる独立成分に対応するベクトル \mathbf{w}_i は、白色化された条件下では直交することを利用して、同時推定を行う。この方法において、一つの独立成分に対するアルゴリズム (単位アルゴリズム) 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、が必要となる。

(2) 逐次直交化

直交化の簡単な方法は、グラム・シュミットの方法を用いた逐次直交化である。これは、独立成分を一つずつ求める方法である。 $p-1$ 個の独立成分、従って、 $p-1$ 個のベクトル $\mathbf{w}_1, \dots, \mathbf{w}_{p-1}$ が求まっているとき、 \mathbf{w}_p について単位アルゴリズムを実行し、 \mathbf{w}_p から、 $p-1$ 個のベクトルへの射影 $(\mathbf{w}_p^T \mathbf{w}_j)\mathbf{w}_j$ ($j = 1, \dots, p-1$) を引き、 \mathbf{w}_p を再度正規化する。

複数の独立成分を推定する逐次的直交化を用いた高速独立成分分析アルゴリズムをまとめると下記のようなになる。ここで、期待値は実際には標本の平均をその推定値とする。

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 m を決める。カウンター p を 1 とする。
4. \mathbf{w}_p のノルム 1 の初期値を決める。
(例えば、乱数を用い)
5. $\mathbf{w}_p \leftarrow \mathbf{E}\{\mathbf{z}g(\mathbf{w}_p^T \mathbf{z})\} - \mathbf{E}\{g'(\mathbf{w}_p^T \mathbf{z})\mathbf{w}_p\}$ とする。ここで、 g は式(20)で定義される。
6. 次の直交化を行う。

$$\mathbf{w}_p \leftarrow \mathbf{w}_p - \sum_{j=1}^{p-1} (\mathbf{w}_p^T \mathbf{w}_j) \mathbf{w}_j \quad (22)$$

7. $\mathbf{w}_p \leftarrow \mathbf{w}_p / \|\mathbf{w}_p\|$ とする.
8. もし, \mathbf{w}_p が収束していなければ, 5. に戻る.
9. $p \leftarrow p + 1$ とする. もし, $p \leq m$ ならば 4. に戻る.

(3) 対称的直交化

独立成分分析の適用分野によっては, どのベクトルも優遇しない, 対称な無相関化が望ましい. このために, ベクトルの一つずつを推定するのではなく, 並行に推定する. 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 の対称的直交化の古典的な方法は,

$$W \leftarrow (WW^T)^{-1/2} W \quad (23)$$

である. ここで, $(WW^T)^{-1/2}$ は, 固有値分解 $WW^T = U \text{diag}(\lambda_1, \dots, \lambda_m) U^T$ を用いて,

$$(WW^T)^{-1/2} = U \text{diag}(\lambda_1^{-1/2}, \dots, \lambda_m^{-1/2}) U^T \quad (24)$$

で与えられる. また, 対称的直交化の別の簡易な手法として, 次に示す反復アルゴリズムがある. ① $W \leftarrow W / \|W\|$ とする. ② $W \leftarrow (3/2)W - (1/2)WW^T W$ とする. ③ WW^T が単位行列に近くなれば, ②に戻る.

複数の独立成分を推定する対称的直交化を用いた高速独立分析アルゴリズムをまとめると下記のようになる.

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 m を決める. カウンター p を 1 とする.
4. \mathbf{w}_i ($i = 1, \dots, m$) の初期値を決める. それぞれのノルムは 1 とする. 行列 W を下の第 6 ステップにより直交化する.
5. すべての $i = 1, \dots, m$ について, $\mathbf{w}_i \leftarrow \mathbf{E}\{\mathbf{z}g(\mathbf{w}_i^T \mathbf{z})\} - \mathbf{E}\{g'(\mathbf{w}_i^T \mathbf{z})\mathbf{w}_i\}$ とする.

ここで, g は式(20)で定義される.

6. $W = (\mathbf{w}_1, \dots, \mathbf{w}_m)^T$ の対称的直交化を $W \leftarrow (WW^T)^{-1/2} W$ で行う. または, 対称的直交化の反復アルゴリズムを用いる.
7. もし収束していなければ, 5. に戻る.

2.3.2 複素数への拡張

ここでは, 文献²³⁾の 20.3 節を参考として, 複素数への拡張について説明する.

(1) 複素確率変数の尖度と独立成分分析の曖昧性

確率変数が複素数となる場合には, 相関, 共分散, 尖度などが実数の場合と異なる. 複素確率変数 y は, 実確率変数 u と v を用いて, $y = u + iv$ と表される. 二つの確率変数 y_1 と y_2 とが無相関であるのは, $\mathbf{E}\{y_1 y_2^*\} = \mathbf{E}\{y_1\} \mathbf{E}\{y_2^*\}$ のときである. ここで, $y^* = u - iv$ は y の複素共役である. 平均 0 の複素確率ベクトル $y = (y_1, \dots, y_n)$ の共分散行列は,

$$\mathbf{E}\{y y^H\} = \begin{bmatrix} c_{11} & \cdots & c_{1n} \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ c_{n1} & \cdots & c_{nn} \end{bmatrix} \quad (25)$$

となる. ここで, $c_{jk} = \mathbf{E}\{y_j y_k^*\}$ で, y^H は y の複素共役の転置である.

複素の独立成分分析のモデルでは, すべての独立成分 s_i は平均 0 で分散 1 とする. また, それらの実部と虚部とは無相関で同じ分散をもつ. これは, $\mathbf{E}\{s s^H\} = I$ かつ $\mathbf{E}\{s s^T\} = 0$ と等価である.

尖度の定義も容易に一般化でき

$$\begin{aligned} \text{kurt}(y) &= \mathbf{E}\{|y|^4\} - 2(\mathbf{E}\{|y|^2\})^2 - |\mathbf{E}\{y^2\}|^2 \\ &= \mathbf{E}\{|y|^4\} - 2 \end{aligned} \quad (26)$$

と簡単化される.

独立成分分析において \mathbf{s} は, $\mathbf{s} = B\mathbf{x}$ となる行列 B を探すことで見出される. しかし, 実確率変数に対する独立成分分析と同様に曖昧性がある. 即ち, 絶対値 1 の複素数 β_i に対して,

$$\mathbf{a}_i s_i = (\beta_i \mathbf{a}_i) (\beta_i^{-1} s_i) \quad (27)$$

となることから, 位相 $\arg(\beta_i)$ が決められない.

(2) 非ガウス性の尺度の選択と解の安定性

複素数の場合は, 複素数の分布が球対称となり, その絶対値のみが重要となる. そこで, 絶対値のみに基づいた非ガウス性の尺度を用いることができる.

式(24)のような非ガウス性の尺度に基づいて,

$$J_G(\mathbf{w}) = E\{G(|\mathbf{w}^H \mathbf{z}|^2)\} \quad (28)$$

を使うことにする. ここで, \mathbf{w} は n 次元の複素ベクトルで, $E\{|\mathbf{w}^H \mathbf{z}|^2\} = \|\mathbf{w}\|^2 = 1$ である. ここで, もし $G(y) = y^2$ とすると, $J_G(\mathbf{w}) = E\{|\mathbf{w}^H \mathbf{z}|^4\}$ である. これを, 複素数の尖度を与える式と比較すると, $J_G(\cdot)$ は本質的に $\mathbf{w}^H \mathbf{z}$ の尖度を測るものである.

$J_G(\cdot)$ を最大化することで, 一つの独立成分が推定される. n 個の成分の推定も, n 個の非ガウス性の尺度の和と直交性の制約を使って, 実数の場合と同様に容易に行える. そこで, 次の最適化問題を得る.

$$\begin{aligned} \text{制約条件: } E\{\mathbf{w}_k^H \mathbf{w}_j\} &= \delta_{jk} \quad (\delta_{jk} = 1, j = k, \\ &\delta_{jk} = 0, j \neq k) \text{ の下で, } \sum_{j=1}^n J_G(\mathbf{w}_j) \text{ を各 } \mathbf{w}_j \\ &(j = 1, \dots, n) \text{ に対して最大化する.} \end{aligned} \quad (29)$$

ここで, 関数の候補としては,

$$\begin{aligned} G_1(y) &= \sqrt{a_1 + y}, \quad g_1(y) = 1/(2\sqrt{a_1 + y}) \\ G_2(y) &= \log(a_1 + y), \quad g_2(y) = 1/(a_1 + y) \\ G_3(y) &= (1/2)y^2, \quad g_3(y) = y \end{aligned} \quad (30)$$

がある.

解の安定性, 又は, 推定量と実際の一致は, 実数の場合と同様に複素数の場合にも成立つことが示されている.

(3) 不動点アルゴリズム

複素独立成分分析における不動点アルゴリズムは, $E\{G(|\mathbf{w}^H \mathbf{z}|^2)\}$ の極値を高速で探すものである. 白色化データ \mathbf{z} に対する高速独立成分分析アルゴリズムは,

$$\begin{aligned} \mathbf{w} &\leftarrow E\{\mathbf{z}(\mathbf{w}^H \mathbf{z})^* g(|\mathbf{w}^H \mathbf{z}|^2)\} \\ &\quad - E\{g(|\mathbf{w}^H \mathbf{z}|^2) + |\mathbf{w}^H \mathbf{z}|^2 g'(|\mathbf{w}^H \mathbf{z}|^2)\} \mathbf{w} \\ \mathbf{w} &\leftarrow \mathbf{w} / \|\mathbf{w}\| \end{aligned} \quad (31)$$

である. ここで, 式(30)の $g(y) = y$ を選択する場合には,

$$\begin{aligned} \mathbf{w} &\leftarrow E\{\mathbf{z}(\mathbf{w}^H \mathbf{z})^* |\mathbf{w}^H \mathbf{z}|^2\} - E\{2|\mathbf{w}^H \mathbf{z}|^2\} \mathbf{w} \\ \mathbf{w} &\leftarrow \mathbf{w} / \|\mathbf{w}\| \end{aligned} \quad (32)$$

となる.

実数の場合と同様に, 一つの成分に対するアルゴリズムは複数の独立成分の場合に拡張できる. ここで, 複数の独立成分に対する \mathbf{w}_i の直交化は, 式(22), 式(23)における転置の操作を複素転置に置き換えるだけでよい.

3. 独立成分分析を用いたブラインド MIMO

3.1 独立成分分析を用いた MIMO 方式の構成

(1) ブラインド MIMO の基本構成

独立成分分析(ICA)を用いたブラインド MIMO 方式の構成を Fig. 1 に示す. 図に示すように送信アンテナ N 本と受信アンテナ N 本で, チャネル行列 H の伝搬路を介して, N ストリーム (N チャネル) のデータ伝送を行う. また, 送信信号を $\mathbf{s} = (s_1, \dots, s_N)$, 受信信号を $\mathbf{r} = (r_1, \dots, r_N)$ とすると, ICA の出力 \mathbf{y} は, 行列 W を用いて,

$$\mathbf{y} = W\mathbf{r} = W(H\mathbf{s} + \mathbf{n}) = (WH)\mathbf{s} + W\mathbf{n} \quad (33)$$

となる. 式(33)において, W が非ガウス性を最大とする場合, WH は対角行列となるので, N 個の独立成分 (送信信号) の分離が可能となる. なお, 行列 W は受信信号から分離信号を得る受信重み行列と見なせる. 次に, ICA では, 分離信号の順序が不確定であるとともに振幅・位相が曖昧となるので, パイロット・シンボルを用いた信号の順序整理と振幅・位相補償を行う. その結果, 再生信号 $\hat{\mathbf{s}} = (\hat{s}_1, \dots, \hat{s}_N)$ は, $\hat{\mathbf{s}} \approx \mathbf{s}$ となる.

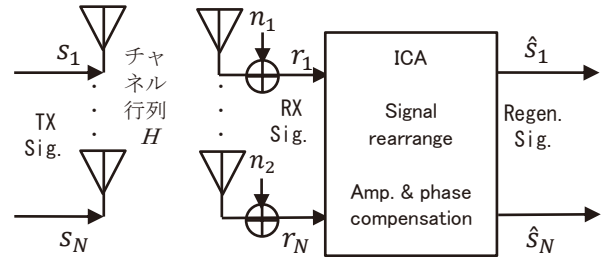


Fig. 1. Configuration of blind MIMO using ICA.

(2) OFDM 方式の場合のブラインド MIMO の構成

OFDM 方式の場合に Fig. 1 の構成でブラインド MIMO を行うと, 独立成分である各 OFDM 信号がガウス分布するため信号分離が行えない. しかし, OFDM 受信部において FFT 処理等を行った後 (OFDM 復調後) のサブキャリア信号は, デジタル変調信号であり非ガウス性であるため, ICA が適用可能となる. OFDM 方式の場合のブラインド MIMO の受信部の構成を Fig. 2 に示す. 図に示すよ

うに OFDM 受信部の OFDM 復調部とサブキャリア復調部の間で ICA, 分離信号の順序整理, 振幅・位相補償を行っている。

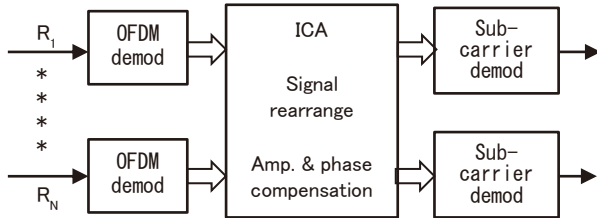


Fig. 2. Configuration of blind MIMO OFDM system using ICA.

(3) 独立成分分析の手法

ICA の手法には各種のものがあるが, ここでは非ガウス性の最大化による独立成分分析を用いた. また, 非ガウス性の尺度として尖度があるが, ロバスト性を考慮してネグントロピーを採用した. また, 最大化の手法として勾配法があるが, 収束特性に優れて不動点反復法を採用した. 次に, 複数の独立成分の推定には, 各成分を順次推定する逐次直交化ではなく, 各成分を並行に推定する対称的直交化を採用した. また, 複素データの非ガウス性の尺度に関する導関数を $g(\cdot) = g$ とした. これらをまとめると下記ようになる.

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 m を決める. カウンター p を 1 とする.
4. \mathbf{w}_i ($i = 1, \dots, m$) の初期値を決める. それぞれのノルムは 1 とする. 行列 \mathbf{W} を下の第 6 ステップにより直交化する.
5. すべての $i = 1, \dots, m$ について,

$$\mathbf{w}_i \leftarrow \mathbf{E}\{\mathbf{z}(\mathbf{w}_i^H \mathbf{z})^* |\mathbf{w}_i^H \mathbf{z}|^2\} - \mathbf{E}\{2|\mathbf{w}_i^H \mathbf{z}|^2\}\mathbf{w}_i$$
とする.
6. $\mathbf{W} = (\mathbf{w}_1, \dots, \mathbf{w}_m)^T$ 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.

3.2 シミュレーションによる特性評価

3.2.1 シミュレーションシステム諸元

ブラインド MIMO 方式の特性評価のため計算機シミュレーションを実施した. 方式諸元を Table 1 に示す. 評価の対象は, MIMO と MIMO OFDM とし, MIMO E-SDM を比較方式とした.

Table 1. Simulation system parameter.

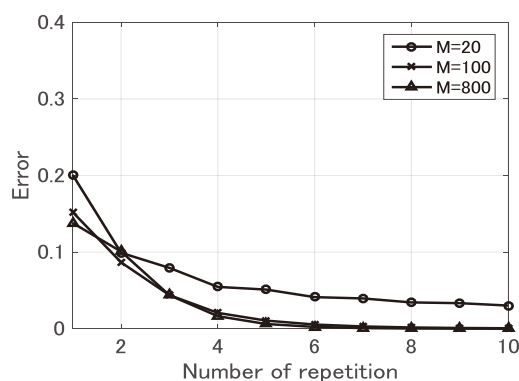
MIMO system	MIMO, MIMO OFDM	MIMO E-SDM
Modulation	QPSK, 64QAM OFDM: 32 sub-carrier	QPSK, 64QAM
Rx signal processing	ICA, Signal rearrange, Amplitude and phase compensation	E-SDM
Channel	Gauss, Rice fading, Rayleigh fading	

3.2.2 独立成分分析の収束特性

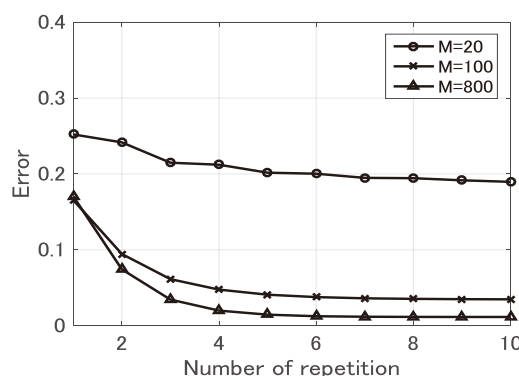
独立成分分析(ICA)を用いたブラインド MIMO 方式の性能は, 独立成分分析で求められた重み行列 \mathbf{W} がどの程度理想値に近いかに依存する. そこで, 重み行列の誤差の収束特性を評価した. また, 信号対雑音電力比 (SN 比) (Signal to Noise Power Ratio) に対して, 重み行列の誤差を評価した. なお, 変調方式と伝送路は, ICA の性能劣化が顕著となると想定される 64QAM 変調と準静的レイリーフェージング伝送路とした.

繰返し回数 L に対する ICA の重み行列の収束特性を Fig. 3 に示す. 図は, SN 比が 40 dB で, ブロック長 M が, 20, 100, 800 の場合である. 繰返し更新ごとの重みの差分は, Fig. 3(a) に示されるように $M=100, 800$ の場合に $L=6$ 以上でほぼ 0 となっている.

一方, 理想重みと ICA の重みとの誤差は, Fig. 3(b) に示すように $M=20$ の場合に理想値に収束せず誤差 0.2 と大きいことが分かる. また, $M=100, 800$ の場合に $L=6$ 以上でほぼ収束するが, 誤差がブロック長 M に依存することが分かる.



(a) Difference of renewal weight.



(b) Error from ideal weight.

Fig. 3. Convergence characteristics of weight vs. number of repetition.

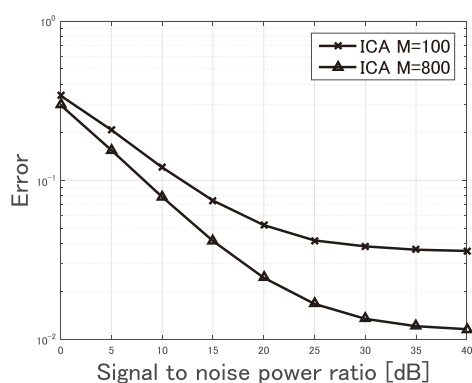


Fig. 4. Convergence characteristics of weight vs. SNR

次に、繰返し回数 10 における ICA の SN 比に対する重み誤差特性を Fig. 4 に示す。図から $M=100$ の場合に収束が十分でなく、ブロック長が $M=800$ と長い場合が望ましくことが分かる。

3.2.3 ブラインド MIMO のビット誤り率特性

(1) ガウス伝送路における特性

ガウス伝送路におけるブロック長 $M=100$ の QPSK 変調の場合の SN 比対ビット誤り率 (BER) 特性を Fig. 5 に示す。図から ICA を用いたブラインド MIMO 方式は、MIMO E-SDM 方式とほぼ同程度の BER 特性が得られることが分かった。

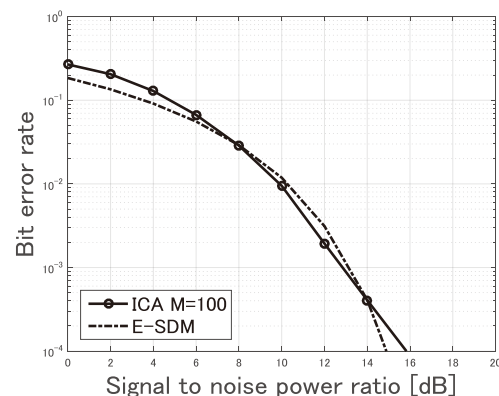


Fig. 5. BER performance of QPSK in blind MIMO and MIMO E-SDM over Gaussian channel.

(2) ライスフェージング伝送路における特性

準静的ライスフェージング伝送路（ライスファクター $k=0$ ）における QPSK 変調の平均 SN 比対 BER 特性を Fig. 6 に示す。図から ICA を用いたブラインド MIMO 方式は、ブロック長 $M=20$ の場合には良好な BER 特性が得られないが、 $M=100$ の場合には、MIMO E-SDM 方式とほぼ同程度の BER 特性が得られることが分かる。

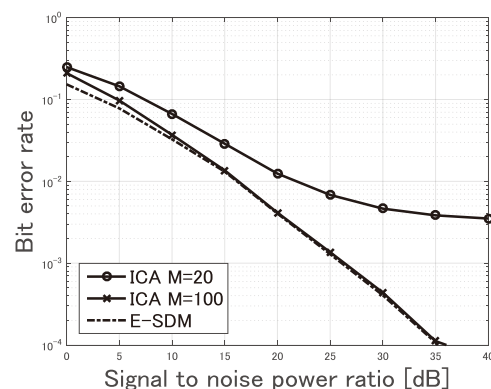


Fig. 6. BER performance of QPSK in blind MIMO and MIMO E-SDM over Rice fading channel.

一方, 64QAM 変調の SN 比対 BER 特性を Fig. 7 に示す. 図から ICA を用いたブラインド MIMO 方式は, ブロック長 $M=100$ の場合には良好な BER 特性が得られないことが分かる. また, MIMO E-SDM 方式とほぼ同程度の BER 特性を得るには, ブロック長を $M=1000$ まで増加させる必要があることが分かる.

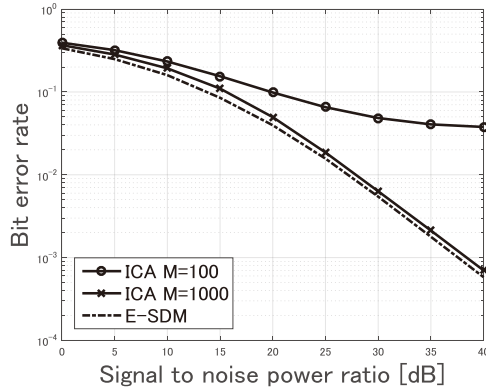


Fig. 7. BER performance of 64 QAM in blind MIMO and MIMO E-SDM over Rice fading channel.

(3) レイリーフェージング伝送路における特性

準静的レイリーフェージング伝送路における QPSK 変調の平均 SN 比対 BER 特性を Fig. 8 に示す. 図から ICA を用いたブラインド MIMO 方式は, ブロック長が 20 の場合に重みの収束が不十分のため良好な BER 特性が得られないが, ブロック長が 100 の場合に, E-SDM 方式とほぼ同等の BER 特性が得られることが分かる.

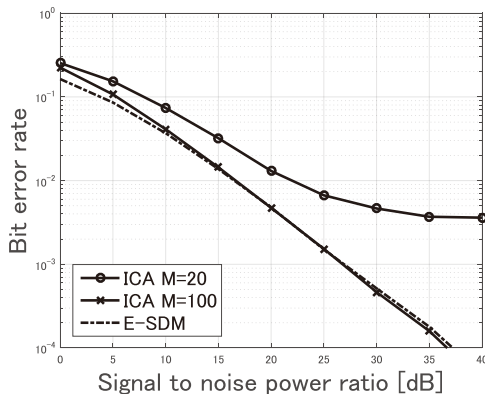


Fig. 8. BER performance of QPSK in blind MIMO and MIMO E-SDM over Rayleigh fading channel.

また, 64QAM 変調の平均 SN 比対 BER 特性を Fig. 9 に示す. 図から ICA を用いたブラインド MIMO 方式は, ブロック長が 100 の場合に重みの収束が不十分のため良好な BER 特性が得られないが, ブロック長が 800 の場合に, E-SDM 方式とほぼ同等の BER 特性が得られることが分かる.

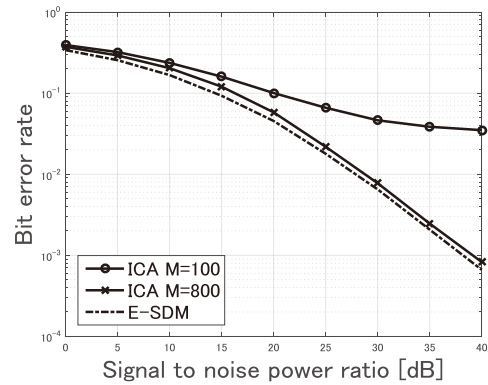


Fig. 9. BER performance of 64 QAM in blind MIMO and MIMO E-SDM over Rayleigh fading channel.

MIMO-OFDM 方式の 64QAM の SN 比対 BER 特性を Fig. 10 に示す. 図から OFDM 復調前に ICA を適用すると, 信号分離ができないことが分かる. しかし, OFDM 復調後に ICA を適用すると, ICA を用いたブラインド MIMO 方式および E-SDM 方式の 64QAM とほぼ同等の BER 特性が得られることが分かる.

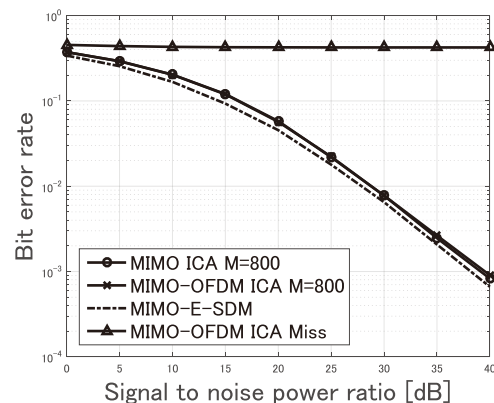


Fig. 10. BER performance of 64 QAM in MIMO and blind MIMO- OFDM over Rayleigh fading channel.

4. まとめ

無線通信におけるブラインド信号分離のための独立成分分析手法を解説するとともに、具体的な独立成分分析の手法（ネグントロピー，不動点反復法，対称的直交化，複素数への拡張）を採用し，ブラインド MIMO の特性評価を行った．その結果，QPSK 変調の場合に MIMO E-SDM と比較しても遜色のない BER 特性が確認できた．また，64QAM 変調の場合には，ブロック長を大きく（例えば，1000 程度）設定することで，良好な特性が得られることが分かった．

参考文献

- 1) G. J. Foschini, "Layered Space-Time Architecture for Wireless Communication in Fading Environment when Using Multiple Antennas", *Bell Labs. Tech. J.*, **1**[2], 41-59 (1996).
- 2) 大鐘武雄, 小川恭孝, MIMO システム技術, (オーム社, 東京, 2009).
- 3) E. G. Larsson, O. Edfors, F. Tufvesson, T. L. Marzetta, "Massive MIMO for Next Generation Wireless Systems", *IEEE Communication Magazine*, **52**[2], 186-195 (2014).
- 4) M. Biguesh, A. B. Gershman, "Training-Based MIMO Channel Estimation: A Study of Estimation Tradeoffs and Optimal Training Signals", *IEEE Trans. Signal Processing*, **54**[3], 884-893 (2006).
- 5) A. Hyvarinen, E. Oja, "A First Fixed-Point Algorithm for Independent Component Analysis", *Neural Comput.*, **9**[7], 1483-1492 (1997).
- 6) E. Bingham, A. Hyvarinen, "A First Fixed-Point Algorithm for Independent Component Analysis of Complex Valued Signal", *International Journal of Neural Systems*, **10**[1], 1-8 (2000).
- 7) 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).
- 8) 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", 電子情報通信学会技術研究報告, A-P2009-29, 105-110 (2009).
- 9) S. R. Curnew, J. Ilow, "Blind Signal Separation in MIMO OFDM Systems Using ICA and Fractional Sampling", *IEEE International Symposium on Signals, Systems and Electronics*, 67-70 (2007).
- 10) H. Koorapaty, A. A. Hassan, S. Chennakeshu, "Secure Information Transmission for Mobile Radio", *IEEE Communication Letter*, **4**[2], 52-55 (2000).
- 11) A. O. Hero, III, "Secure Space-Time Communication", *IEEE Trans. Inform. Theory*, **49**[12], 3235-3249 (2003).
- 12) R. Negi, S. Goel, "Secret Communication Using Artificial Noise", *Proc. VTC Fall*, **3**, 1906-1910 (2005).
- 13) 北野隆康, 岩井誠人, 笹岡秀一, "MIMO 固有ビーム空間分割多重伝送における秘密情報伝送", 電子情報通信学会論文誌, **J94-B**[2], 85-93 (2011).
- 14) R. Liu, I. Maric, P. Spasojevic, R. D. Yates, "Discrete Memoryless Interference and Broadcast Channels with Confidential Messages: Secrecy Rate Regions", *IEEE Trans. Inform. Theory*, **54**[6], 2493-2507 (2008).
- 15) 北野隆康, 岩井誠人, 笹岡秀一, "複数アンテナからの干渉波送信制御を用いた秘密通信方式", 電子情報通信学会論文誌, **J92-B**[9], 1362-1372 (2011).
- 16) 田中智, 清水崇之, 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緩急報告, RCS2010-282, 195-200 (2011).
- 17) 笹岡秀一, 瀧村拓馬, 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).
- 18) H. M. Wang, T. Zheng, X. G. Xia, "Secure MISO Wiretap Channels with Multi-antenna Passive Eavesdropper: Artificial Noise vs. Artificial Fast Fading", *IEEE Trans. Wireless Commun.*, **14**[1], 94-106 (2015).
- 19) 大野修一, 成田博一, 小谷孝弘, "複数アンテナを用いた秘密通信方式の安全性について—ブラインド等化による盗聴の可能性の検討—", 電子情報通信学会論文誌, **J95-B**[6], 751-759 (2012).
- 20) 瀧村拓馬, 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).
- 21) 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擬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], (2018). (2018 年 7 月掲載決定)
- 22) 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], (2018). (2018 年 9 月掲載決定)
- 23) A. Hyvarinen, J. Karhunen, E. Oja, *Independent Component Analysis*, (Wiley, New York, 2001).