一般社団法人　電子情報通信学会
THE INSTITUTE OF ELECTRONICS,
INFORMATION AND COMMUNICATION ENGINEERS

信学技報
IEICE Technical Report
RCC2016-2,MICT2016-2(2016-05)

凸最適化を用いたMIMO信号検出法の特性評価

早川　諒[†]　林　和則[†]

† 京都大学大学院情報学研究科 〒606-8501 京都市左京区吉田本町
E-mail: †rhayakawa@sys.i.kyoto-u.ac.jp, kazunori@i.kyoto-u.ac.jp

あらまし　未知の離散値ベクトルをその線形観測から推定するための手法として，IW-SOAV（Iterative Weighted-Sum of Absolute Values）最適化が提案されている．IW-SOAV 最適化では，未知ベクトルに関する事前情報を利用した凸最適化問題を，事前情報を更新しながら繰り返し解くことで推定を行う．本稿では，空間相関のある場合や，分散アンテナを用いた場合の大規模過負荷 MIMO 伝送における信号検出問題に IW-SOAV 最適化を用いたときの特性を評価する．

キーワード　大規模 MIMO，過負荷 MIMO，信号検出，SOAV 最適化

Performance Evaluation of MIMO Signal Detection Scheme via Convex Optimization

Ryo HAYAKAWA[†] and Kazunori HAYASHI[†]

† Graduate School of Informatics, Kyoto University, Yoshida-Honmachi, Sakyo-ku, Kyoto, 606-8501 Japan
E-mail: †rhayakawa@sys.i.kyoto-u.ac.jp, kazunori@i.kyoto-u.ac.jp

Abstract　Iterative weighted-sum of absolute values (IW-SOAV) optimization is a method to estimate a discrete-valued vector from linear measurements. It iteratively solves an optimization problem, which utilizes the prior knowledge of the unknown vector, while updating its parameters. In this paper, we evaluate the performance of IW-SOAV optimization for massive overloaded MIMO signal detection for the scenarios with spatially correlated channels or with distributed antennas.

Key words　massive MIMO, overloaded MIMO, signal detection, SOAV optimization

1. まえがき

数十本から数百本のアンテナを送受信側双方で用いる大規模 MIMO (Multiple-Input Multiple-Output) 伝送 [1] は，次世代移動通信システム（5G）の主要な要素技術として注目されている．MIMO 信号検出に必要な計算量は一般にアンテナ数の増加に伴って大きくなるので，大規模 MIMO においては計算量の少ない信号検出の手法が必須となる．比較的低演算量な手法の例として，ZF（Zero Forcing）法や MMSE（Minimum Mean Square Error）法などの線形の信号検出法がある．通信路行列のサイズが非常に大きい場合，そのグラム行列を単位行列の定数倍と近似することで計算量を削減できるが，十分な性能が得られないという問題がある．一方，非線形の信号検出法も多く提案されており，LAS（Likelihood Ascent Search）[2], [3] や RTS（Reactive Tabu Search）[4], [5] を用いた手法では，局所探索を繰り返し行うことで線形の手法よりも良い特性を得られる．また，確率伝搬法を用いた低演算量な手法 [6]– [9] についても多くの検討がなされている．

MIMO 伝送においては，受信端末に課せられた大きさや重さ，消費電力などの制限により，十分な数の受信アンテナを用いることができない場合がある．受信アンテナ数が送信ストリーム数よりも少ない MIMO 伝送は過負荷 MIMO と呼ばれ，様々な過負荷 MIMO 信号検出法が提案されている [10]– [15]．しかしながら，従来の過負荷 MIMO 信号検出法の多くは最尤推定に基づく手法であるため計算量が大きく，大規模な MIMO に適用するには実用的でない．また，従来の大規模 MIMO 信号検出法を大規模過負荷 MIMO に適用すると，その特性は大きく劣化する．そのため [16] では，大規模過負荷 MIMO に対する信号検出法として ERTS（Enhance Reactive Tabu Search）が提案されている．ERTS は，RTS による探索の初期点をランダムに変えながら複数回探索を行い，条件を満たすまでそれを繰り返す手法であり，計算機シミュレーションにより，アンテナ数が 30 本程度の場合には，ERTS は比較的少ない計算量で最尤推定法に近い特性を達成することが示されている．しか

し，アンテナ数がさらに増加した場合にも同様の特性を得るにはより多くの RTS の回数が必要となるため，その計算量は非常に大きくなるという問題がある．

非常に大規模な過負荷 MIMO 伝送においても低演算量で良い特性を達成することを目的として，我々はこれまでに SOAV（Sum of Absolute Values）最適化 [17] を用いた手法を提案している [18]．SOAV 最適化は，成分が離散値をとる未知ベクトルをその線形観測から再構成する手法であり，圧縮センシング [19] のように線形観測の数が未知ベクトルの次元より少ない場合においても再構成を行えるという特徴がある．送信信号が離散値をとることを利用して信号検出を SOAV 最適化問題として定式化し，それを解くことにより送信信号の推定値が得られる．SOAV 最適化問題は凸最適化問題であり，近接分離法 [20] を用いたアルゴリズムによって低演算量で解くことができる．さらに [18] では，送信信号の事前情報を利用することを目的として SOAV 最適化問題を重み付き SOAV 最適化問題に拡張し，重み付き SOAV 最適化問題を繰り返し解く IW-SOAV（Iterative Weighted-Sum of Absolute Values）最適化も提案している．IW-SOAV 最適化では，ひとつ前の繰り返しにおいて得られた推定値を事前情報として利用することで推定値の精度を改善する．[18] ではチャネル相関のない大規模過負荷 MIMO において，IW-SOAV が従来の信号検出法よりも良い特性を達成することを計算機シミュレーションにより示している．

本稿では，アンテナ配置による IW-SOAV の特性の違いを評価する．局所的なアンテナ配置を用いた場合はアンテナ間の相関を考慮する必要があるため，空間相関のあるモデル [21], [22] を用いた評価を行う．一方，分散アンテナを用いた場合はパスロスの影響を考慮する必要があるため，一定の距離内にあるアンテナ同士のみが通信可能であるとするモデルを考える．このとき局所的なアンテナ配置の場合と比べ，通信路行列が成分に 0 を多くもつスパースな行列となる．上記の 2 通りのアンテナ配置に対して計算機シミュレーションを行うことで，局所と分散配置のいずれのモデルにおいても，提案 IW-SOAV が従来法よりも良い特性を達成可能であることを示す．

以下では，上付きの $(\cdot)^{\mathrm{T}}$ と $(\cdot)^{\mathrm{H}}$ はそれぞれ転置とエルミート転置を表す．また，j は虚数単位，$\boldsymbol{I}$ は単位行列，$\mathbf{1}$ は成分がすべて 1 のベクトル，$\mathbf{0}$ は成分がすべて 0 のベクトルとする．ベクトル $\boldsymbol{a} \in \mathbb{R}^N$ に対して $\|\boldsymbol{a}\|_1 := \sum_{i=1}^{N} |a_i|$, $\|\boldsymbol{a}\|_2 := \sqrt{\sum_{i=1}^{N} a_i^2}$ とする．

2. システムモデル

送信アンテナ数 n，受信アンテナ数 m の MIMO 伝送を考える．簡単のため送信アンテナ数は送信ストリーム数と等しいとし，プリコーディングは考慮しないものとする．変調方式は QPSK (Quadrature Phase Shift Keying) とし，変調後のシンボルがとりうる値の集合を $\tilde{\mathcal{S}} = \{1+\mathrm{j}, -1+\mathrm{j}, -1-\mathrm{j}, 1-\mathrm{j}\}$ とする．j $(j = 1, \ldots, n)$ 番目の送信アンテナから送信されるシンボルを $\tilde{s}_j$ とし，それらをまとめた送信信号ベクトルを $\tilde{\boldsymbol{s}} = [\tilde{s}_1, \ldots, \tilde{s}_n]^{\mathrm{T}} \in \tilde{\mathcal{S}}^n$ とおく．ここで，$\mathrm{E}[\tilde{\boldsymbol{s}}\tilde{\boldsymbol{s}}^{\mathrm{H}}] = 2\boldsymbol{I}$ とする．i $(i = 1, \ldots, m)$ 番目の受信アンテナで受信される信号を $\tilde{y}_i$ とすると，それらをまとめた受信信号ベクトル $\tilde{\boldsymbol{y}} = [\tilde{y}_1, \ldots, \tilde{y}_m]^{\mathrm{T}} \in \mathbb{C}^m$ は

$$\tilde{\boldsymbol{y}} = \tilde{\boldsymbol{H}}\tilde{\boldsymbol{s}} + \tilde{\boldsymbol{v}} \tag{1}$$

で与えられる．ここで，

$$\tilde{\boldsymbol{H}} = \begin{bmatrix} \tilde{h}_{1,1} & \cdots & \tilde{h}_{1,n} \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ \tilde{h}_{m,1} & \cdots & \tilde{h}_{m,n} \end{bmatrix} \in \mathbb{C}^{m \times n} \tag{2}$$

は通信路行列であり，$\tilde{h}_{ij}$ $(i \in \{1, \ldots, m\}, j \in \{1, \ldots, n\})$ は j 番目の送信アンテナから i 番目の受信アンテナへの伝搬路特性を表す．$\tilde{\boldsymbol{v}} \in \mathbb{C}^m$ は平均 $\mathbf{0}$，共分散行列 $\sigma_v^2 \boldsymbol{I}$ の白色複素ガウス雑音ベクトルである．受信信号モデル (1) は，

$$\begin{aligned} \boldsymbol{y} &= \begin{bmatrix} \mathrm{Re}\{\tilde{\boldsymbol{y}}\} \\ \mathrm{Im}\{\tilde{\boldsymbol{y}}\} \end{bmatrix}, \boldsymbol{H} = \begin{bmatrix} \mathrm{Re}\{\tilde{\boldsymbol{H}}\} & -\mathrm{Im}\{\tilde{\boldsymbol{H}}\} \\ \mathrm{Im}\{\tilde{\boldsymbol{H}}\} & \mathrm{Re}\{\tilde{\boldsymbol{H}}\} \end{bmatrix}, \\ \boldsymbol{s} &= \begin{bmatrix} \mathrm{Re}\{\tilde{\boldsymbol{s}}\} \\ \mathrm{Im}\{\tilde{\boldsymbol{s}}\} \end{bmatrix}, \boldsymbol{v} = \begin{bmatrix} \mathrm{Re}\{\tilde{\boldsymbol{v}}\} \\ \mathrm{Im}\{\tilde{\boldsymbol{v}}\} \end{bmatrix} \end{aligned} \tag{3}$$

とおくことにより実数モデル

$$\boldsymbol{y} = \boldsymbol{H}\boldsymbol{s} + \boldsymbol{v} \tag{4}$$

に変換される．$\tilde{\mathcal{S}} = \{1+\mathrm{j}, -1+\mathrm{j}, -1-\mathrm{j}, 1-\mathrm{j}\}$ であるから，$\boldsymbol{s}$ は 1 か -1 のみを成分に持つ二値のベクトルとなる．

3. IW-SOAV 最適化を用いた信号検出法

本節では，我々が [18] で提案している IW-SOAV 最適化を用いた信号検出法の概要を述べる．

3.1 SOAV 最適化

SOAV 最適化は，$\boldsymbol{x} \in \{c_1, \ldots, c_P\}^N \subset \mathbb{R}^N$ のような離散値をとる未知ベクトルをその線形観測 $\boldsymbol{\eta} = \boldsymbol{A}\boldsymbol{x}, \boldsymbol{A} \in \mathbb{R}^{M \times N}$ から推定する手法である．簡単のため $\boldsymbol{x}$ の成分の $c_1, \ldots, c_P$ の割合がほぼ等しいとすると，$\boldsymbol{x} - c_1\mathbf{1}, \ldots, \boldsymbol{x} - c_P\mathbf{1}$ はそれぞれ成分の約 $1/P$ が 0 であるベクトルとなる．この性質と圧縮センシング [19] のアイデアに基づいて，SOAV 最適化では最適化問題

$$\begin{aligned} &\underset{\boldsymbol{x} \in \mathbb{R}^N}{\text{minimize}} \ \frac{1}{P}\sum_{i=1}^{P} \|\boldsymbol{x} - c_i\mathbf{1}\|_1 \\ &\text{subject to } \boldsymbol{\eta} = \boldsymbol{A}\boldsymbol{x} \end{aligned} \tag{5}$$

を解いて $\boldsymbol{x}$ の推定値を求める．

3.2 SOAV 最適化による MIMO 信号検出

本稿の MIMO 伝送のモデルにおいては $\boldsymbol{s} \in \{1, -1\}^{2n}$ であるから，$\boldsymbol{s}$ を推定する SOAV 最適化問題は

$$\begin{aligned} &\underset{\boldsymbol{z} \in \mathbb{R}^{2n}}{\text{minimize}} \ \frac{1}{2}\|\boldsymbol{z} - \mathbf{1}\|_1 + \frac{1}{2}\|\boldsymbol{z} + \mathbf{1}\|_1 \\ &\text{subject to } \boldsymbol{y} = \boldsymbol{H}\boldsymbol{z} \end{aligned} \tag{6}$$

となる．最適化問題 (6) の制約条件は $\boldsymbol{y} = \boldsymbol{H}\boldsymbol{z}$ であり，観測の

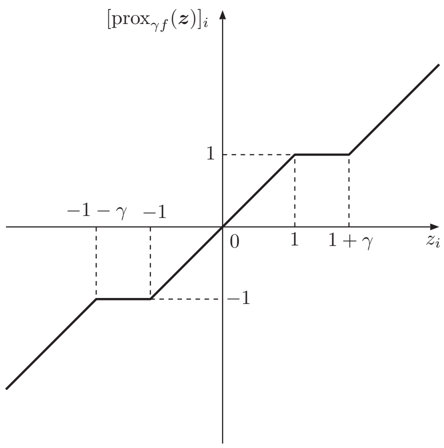

図 1　$[\mathrm{prox}_{\gamma f}(\boldsymbol{z})]_i$

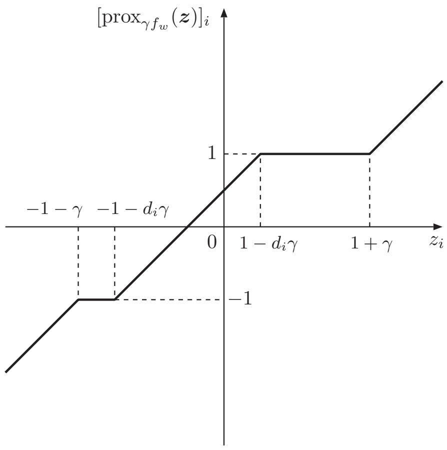

図 2　$[\mathrm{prox}_{\gamma f_w}(\boldsymbol{z})]_i$

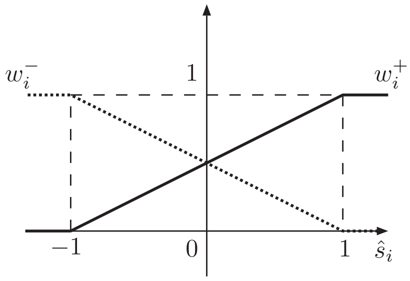

図 3　w_i^+, w_i^-

雑音は考慮されていない．式 (4) にあるように MIMO 伝送における観測には雑音が含まれるので，ここでは観測中の雑音を考慮した最適化問題

$$\underset{\boldsymbol{z}\in\mathbb{R}^{2n}}{\mathrm{minimize}}\ \frac{1}{2}\|\boldsymbol{z}-\boldsymbol{1}\|_1+\frac{1}{2}\|\boldsymbol{z}+\boldsymbol{1}\|_1 + \frac{\alpha}{2}\|\boldsymbol{y}-\boldsymbol{H}\boldsymbol{z}\|_2^2 \tag{7}$$

を考える．ここで，$\alpha > 0$ は定数である．式 (7) の解は，以下の定理 [20] を利用することで求まる．

定理 1. $\phi_1, \phi_2 : \mathbb{R}^{2n} \to (-\infty, \infty]$ が下半連続な凸関数で，$(\mathrm{ri\ dom}\ \phi_1) \cap (\mathrm{ri\ dom}\ \phi_2) \neq \emptyset$ であるとする．ここで，ri は相対的内部（relative interior）であり，dom は関数の定義域（domain）を表す．また，$\phi_1(\boldsymbol{z}) + \phi_2(\boldsymbol{z}) \to \infty$ as $\|\boldsymbol{z}\|_2 \to \infty$ が成り立つとする．このとき，以下の Douglas-Rachford アルゴリズムにより最適化問題

$$\underset{\boldsymbol{z}\in\mathbb{R}^{2n}}{\mathrm{minimize}}\ \phi_1(\boldsymbol{z}) + \phi_2(\boldsymbol{z}) \tag{8}$$

の解に収束する系列 $\boldsymbol{z}_k$ $(k = 0, 1, \ldots)$ が得られる．ただし，関数 $\phi : \mathbb{R}^{2n} \to \mathbb{R}$ に対してその proximity operator を

$$\mathrm{prox}_{\phi}(\boldsymbol{z}) = \underset{\boldsymbol{u}\in\mathbb{R}^{2n}}{\arg\min}\ \phi(\boldsymbol{u}) + \frac{1}{2}\|\boldsymbol{z}-\boldsymbol{u}\|_2^2 \tag{9}$$

と定義する．

Douglas-Rachford アルゴリズム

（1） $\varepsilon \in (0,1), \gamma > 0, \boldsymbol{r}_0 \in \mathbb{R}^{2n}$ を決める．

（2） $k = 0, 1, 2, \ldots$ として以下を繰り返す．

$$\begin{cases} \boldsymbol{z}_k = \mathrm{prox}_{\gamma g}(\boldsymbol{r}_k) \\ \lambda_k \in [\varepsilon, 2-\varepsilon] \\ \boldsymbol{r}_{k+1} = \boldsymbol{r}_k + \lambda_k(\mathrm{prox}_{\gamma f}(2\boldsymbol{z}_k - \boldsymbol{r}_k) - \boldsymbol{z}_k) \end{cases}$$

式 (7) は，$f(\boldsymbol{z}) = \|\boldsymbol{z}-\boldsymbol{1}\|_1/2 + \|\boldsymbol{z}+\boldsymbol{1}\|_1/2, g(\boldsymbol{z}) = \alpha\|\boldsymbol{y} - \boldsymbol{H}\boldsymbol{z}\|_2^2/2$ とおくと

$$\underset{\boldsymbol{z}\in\mathbb{R}^{2n}}{\mathrm{minimize}}\ f(\boldsymbol{z}) + g(\boldsymbol{z}) \tag{10}$$

と書ける．式 (9) を用いて $\gamma f(\boldsymbol{z}) = \gamma\|\boldsymbol{z}-\boldsymbol{1}\|_1/2+\gamma\|\boldsymbol{z}+\boldsymbol{1}\|_1/2$ と $\gamma g(\boldsymbol{z}) = \alpha\gamma\|\boldsymbol{y}-\boldsymbol{H}\boldsymbol{z}\|_2^2/2$ の proximity oprator を求めると

$$[\mathrm{prox}_{\gamma f}(\boldsymbol{z})]_i = \begin{cases} z_i + \gamma & (z_i < -1-\gamma) \\ -1 & (-1-\gamma \leqq z_i < -1) \\ z_i & (-1 \leqq z_i \leqq 1) \\ 1 & (1 \leqq z_i < 1+\gamma) \\ z_i - \gamma & (1+\gamma \leqq z_i) \end{cases} \tag{11}$$

$$\mathrm{prox}_{\gamma g}(\boldsymbol{z}) = (\boldsymbol{I} + \alpha\gamma\boldsymbol{H}^{\mathrm{T}}\boldsymbol{H})^{-1}(\boldsymbol{z} + \alpha\gamma\boldsymbol{H}^{T}\boldsymbol{y}) \tag{12}$$

となる．ここで，$[\mathrm{prox}_{\gamma f}(\boldsymbol{z})]_i$ $(i = 1, \ldots, 2n)$ は $\mathrm{prox}_{\gamma f}(\boldsymbol{z})$ の i 番目の成分を表す．$[\mathrm{prox}_{\gamma f}(\boldsymbol{z})]_i$ は z_i のみの関数であり，そのグラフは図 1 のようになる．式 (11),(12) の $\mathrm{prox}_{\gamma f}, \mathrm{prox}_{\gamma g}$ を用いて Douglas-Rachford アルゴリズムを実行することで，最適化問題 (7) の解が得られる．

3.3　重みつき SOAV 最適化

各 s_i $(i = 1, \ldots, 2n)$ の事前確率 $w_i^+ = \Pr(s_i = 1)$ と $w_i^- = \Pr(s_i = -1)$ が得られたとし，最適化問題 (7) を重み付き SOAV 最適化問題

$$\underset{\boldsymbol{z}\in\mathbb{R}^{2n}}{\mathrm{minimize}}\ \sum_{i=1}^{2n}\left(w_i^+|z_i-1| + w_i^-|z_i+1|\right) + \frac{\alpha}{2}\|\boldsymbol{y}-\boldsymbol{H}\boldsymbol{z}\|_2^2 \tag{13}$$

に拡張する．推定値に関する事前情報がない場合，$w_i^+ = w_i^- = 1/2$ となり式 (13) は式 (7) と一致する．$w_i^+ > w_i^-$ のときは $w_i^+|z_i-1| + w_i^-|z_i+1|$ を最小にする z_i は $z_i = 1$ となる．また，w_i^+ が大きいほど $z_i = 1$ としたときの $w_i^+|z_i-1| + w_i^-|z_i+1|$ の値は小さくなる．よって，最適化問題 (13) の解を $\hat{\boldsymbol{s}} = [\hat{s}_1, \ldots, \hat{s}_{2n}]^{\mathrm{T}}$ とおくと，w_i^+ が大きいほど $\hat{s}_i$ は 1 に近い値となりやすいと考えられる．同様に w_i^- が大きいほど，$\hat{s}_i$ は -1 に近い値となりやすいと考えられる．

最適化問題 (13) も，Douglas-Rachford アルゴリズムによって解くことができる．

$$
f_{\boldsymbol{w}}(\boldsymbol{z}) = \sum_{i=1}^{2n} \left(w_i^+ |z_i - 1| + w_i^- |z_i + 1| \right) \tag{14}
$$

とおくと，$\gamma f_{\boldsymbol{w}}$ の proximity operator は

$$
[\mathrm{prox}_{\gamma f_{\boldsymbol{w}}}(\boldsymbol{z})]_i
= \begin{cases} z_i + \gamma & (z_i < -1 - \gamma) \\ -1 & (-1 - \gamma \leqq z_i < -1 - d_i \gamma) \\ z_i + d_i \gamma & (-1 - d_i \gamma \leqq z_i < 1 - d_i \gamma) \\ 1 & (1 - d_i \gamma \leqq z_i < 1 + \gamma) \\ z_i - \gamma & (1 + \gamma \leqq z_i) \end{cases} \tag{15}
$$

となり，図示すると図 2 のようになる．ここで，$d_i = w_i^+ - w_i^-$ である．式 (15) の $\mathrm{prox}_{\gamma f_{\boldsymbol{w}}}$ と式 (12) の $\mathrm{prox}_{\gamma g}$ を用いて，Douglas-Rachford アルゴリズムにより最適化問題 (13) を解くことで送信信号の推定値が得られる．

通常は s_i の事前確率は得られないため，w_i^+ や w_i^- を事前に計算することはできない．しかし送信信号の推定を繰り返し行えば，一つ前の繰り返しにおいて得られた推定値を事前情報として利用することができる．IW-SOAV では，一つ前の繰り返しにおいて得られた推定値 $\hat{\boldsymbol{s}}$ を用いて重み w_i^+, w_i^- $(i = 1, \ldots, 2n)$ を

$$
w_i^+ = \begin{cases} 0 & (\hat{s}_i < -1) \\ \dfrac{1 + \hat{s}_i}{2} & (-1 \leqq \hat{s}_i < 1) \\ 1 & (1 \leqq \hat{s}_i) \end{cases}, \tag{16}
$$

$$
w_i^- = 1 - w_i^+ = \begin{cases} 1 & (\hat{s}_i < -1) \\ \dfrac{1 - \hat{s}_i}{2} & (-1 \leqq \hat{s}_i < 1) \\ 0 & (1 \leqq \hat{s}_i) \end{cases} \tag{17}
$$

と更新する（図 3 参照）．推定値が 1 や −1 に近いほど信頼度も大きいと考えられるので，$\hat{s}_i$ が大きい場合は w_i^+ を大きくとり，$\hat{s}_i$ が小さい場合は w_i^- を小さくとる．IW-SOAV による信号検出のアルゴリズムをまとめると以下のようになる．

IW-SOAV

（1） $\hat{s} = \mathbf{0}$ とする．以下を L 回繰り返す．

（a） 式 (16),(17) によって w_i^+, w_i^- を計算する．

（b） $\varepsilon \in (0,1), \gamma > 0, \boldsymbol{r}_0 \in \mathbb{R}^{2n}$ を決める．

（c） $k = 0, 1, 2, \ldots, K$ として以下を繰り返し，$\hat{\boldsymbol{s}} = \boldsymbol{z}_K$ とする．

$$
\begin{cases} \boldsymbol{z}_k = \mathrm{prox}_{\gamma g}(\boldsymbol{r}_k) \\ \lambda_k \in [\varepsilon, 2 - \varepsilon] \\ \boldsymbol{r}_{k+1} = \boldsymbol{r}_k + \lambda_k (\mathrm{prox}_{\gamma f_{\boldsymbol{w}}}(2\boldsymbol{z}_k - \boldsymbol{r}_k) - \boldsymbol{z}_k) \end{cases}
$$

（2） $\hat{\boldsymbol{s}} = \mathrm{sgn}(\boldsymbol{z}_K)$ を送信信号の推定値とする．

4. 計算機シミュレーション

本節では，IW-SOAV の BER（Bit Error Rate）特性を計算機シミュレーションによって評価する．最適化問題 (13) のパラメータ α は，SNR (Signal-to-Noise Ratio) $= 0, 5, 10, 15, 20, 25, 30$ に対してそれぞれ $\alpha = 10^{-4}, 10^{-3}, 10^{-2}, 10^{-1}, 1, 1, 1$ とおく．パラメータ w_i^+, w_i^- の更新回数 L は $L = 10$ とし，Douglas-Rachford アルゴリズムの繰り返し回数 K は $K = 50$ とする．Douglas-Rachford アルゴリズムのパラメータは $\varepsilon = 0.1, \gamma = 1, \lambda_k = 1.9$ $(k = 0, 1, ..., K), \boldsymbol{r}_0 = \mathbf{0}$ とする．まず 4.1 項で相関のない通信路における特性を示す．4.2 項では局所的なアンテナ配置を用いた場合の特性を評価し，4.3 項では分散アンテナを利用したときの特性を評価する．

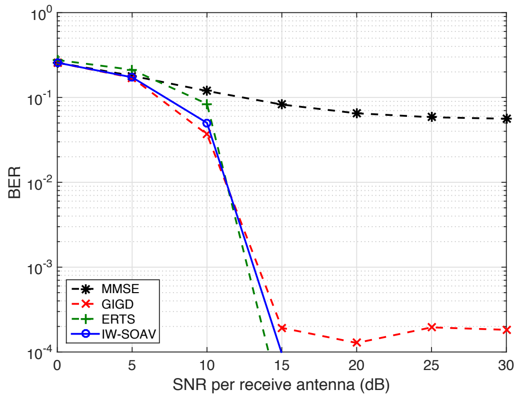

図 4　相関のない通信路における BER 特性（$n = 150, m = 108$）

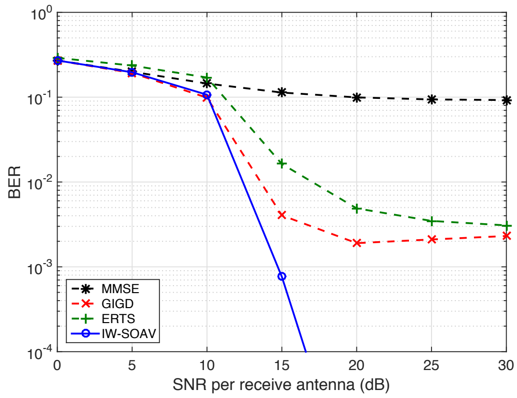

図 5　相関のない通信路における BER 特性（$n = 150, m = 96$）

4.1　相関のない通信路の場合

本項では，相関のないレイリーフェージング通信路を考え，$\tilde{\boldsymbol{H}} = \boldsymbol{H}_{\mathrm{i.i.d.}}$ とする．ただし，$\boldsymbol{H}_{\mathrm{i.i.d.}}$ は各成分が平均 0，分散 1 の独立な複素ガウス分布に従う $m \times n$ 行列である．

図 4,5 に，送受信アンテナ数をそれぞれ $(n, m) = (150, 108), (150, 96)$ としたときの，受信アンテナ 1 本あたりの SNR に対する BER 特性を示す．「MMSE」は線形の MMSE 法，「GIGD」（Graph-based Iterative Gaussian Detector）は確率伝搬法を用いた手法 [6]，「ERTS」は [16] で提案されている大規模過負荷 MIMO 信号検出法であり，「IW-SOAV」が IW-SOAV の特性である．受信アンテナ数が $m = 108$ である図 4 においては IW-SOAV に比べて従来法の方がやや良い特性を達成しているが，受信アンテナ数がさらに $m = 96$ に減った

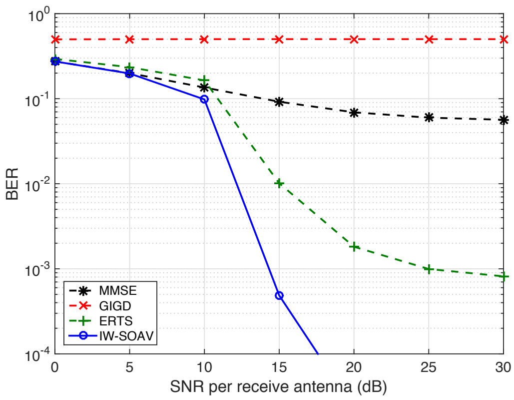

図 6　相関のある通信路における BER 特性（$n = 150, m = 108, d_{\mathrm{R}} = d_{\mathrm{T}} = 0.5\lambda$）

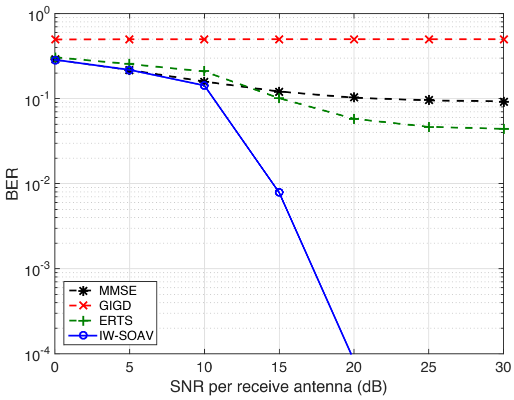

図 7　相関のある通信路における BER 特性（$n = 150, m = 96, d_{\mathrm{R}} = d_{\mathrm{T}} = 0.5\lambda$）

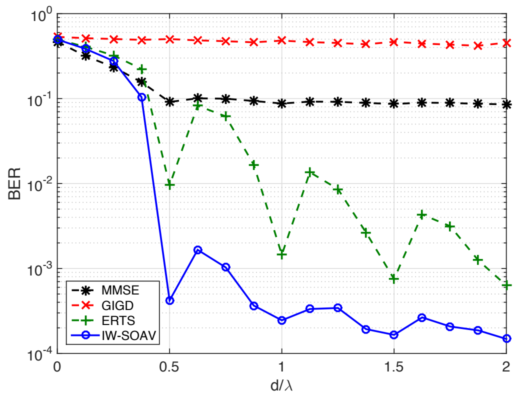

図 8　相関のある通信路における BER 特性（$n = 150, m = 108, \mathrm{SNR} = 15$ dB）

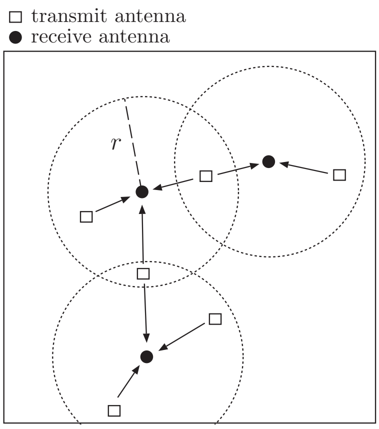

図 9　アンテナ配置の例（$n = 6, m = 3$）

図 5 においては従来法の特性は大きく劣化し，IW-SOAV が最も良い特性を達成している．

4.2　局所的なアンテナ配置を用いた場合

次に，アンテナが局在しており，アンテナ間に空間相関がある場合の特性について評価する．相関のある MIMO 通信路のモデルとして様々なものが提案されているが，今回の検討においては $\tilde{\boldsymbol{H}} = \boldsymbol{\Phi}_{\mathrm{R}}^{\frac{1}{2}} \boldsymbol{H}_{\mathrm{i.i.d.}} \boldsymbol{\Phi}_{\mathrm{T}}^{\frac{1}{2}}$ を用いる [21]．ただし，$\boldsymbol{\Phi}_{\mathrm{R}} \in \mathbb{C}^{m \times m}, \boldsymbol{\Phi}_{\mathrm{T}} \in \mathbb{C}^{n \times n}$ はそれぞれ受信側と送信側での空間相関を表す正定値対称行列である．ここでは送受信側双方で等間隔リニアアレーアンテナを用いるとし，

$$[\boldsymbol{\Phi}_{\mathrm{R}}]_{i,j} = J_0(|i-j| \cdot 2\pi d_{\mathrm{R}}/\lambda) \tag{18}$$

$$[\boldsymbol{\Phi}_{\mathrm{T}}]_{i,j} = J_0(|i-j| \cdot 2\pi d_{\mathrm{T}}/\lambda) \tag{19}$$

とおく [22]．ただし，$[\boldsymbol{\Phi}_{\mathrm{R}}]_{i,j}, [\boldsymbol{\Phi}_{\mathrm{T}}]_{i,j}$ はそれぞれ $\boldsymbol{\Phi}_{\mathrm{R}}, \boldsymbol{\Phi}_{\mathrm{T}}$ の (i,j) 成分を表す．J_0 は 0 次の第一種ベッセル関数であり，$d_{\mathrm{R}}, d_{\mathrm{T}}$ はそれぞれ受信側と送信側でのアンテナ間隔，λ は電波の波長である．

図 6,7 に，送受信アンテナ数をそれぞれ $(n, m) = (150, 108), (150, 96)$，アンテナ間隔を $d_{\mathrm{R}} = d_{\mathrm{T}} = 0.5\lambda$ としたときの BER 特性を示す．図 6,7 を図 4,5 とそれぞれ見比べると，相関のある場合には GIGD や ERTS の特性は大きく劣化し，IW-SOAV が最も良い特性を達成することが分かる．GIGD の特性の劣化の原因は，各送信シンボルの尤度を得る際に，各伝搬路特性 $\tilde{h}_{i,j}$ が独立であるとして干渉成分の分散の計算を行う点にあると考えられる．また ERTS の特性の劣化は，相関があるために尤度関数の最大化問題の局所解の数が増え，RTS が局所解に陥る確率が高くなることで生じていると考えられる．図 8 は，$n = 150, m = 108, \mathrm{SNR} = 15$ dB の場合の d/λ ($d_{\mathrm{R}} = d_{\mathrm{T}} = d$) に対する BER 特性である．ERTS に比べて IW-SOAV の BER の変動は小さく，アンテナ間の相関を受けにくいことが分かる．

4.3　分散アンテナを用いた場合

本項では，一辺が長さ 1 の正方形の中に n 個の送信アンテナと m 個の受信アンテナがランダムに配置された分散アンテナシステムを考える（図 9 参照）．各送信アンテナは同時に情報を送信するとする．j 番目の送信機と i 番目の受信機との距離を Δ_{ij} とし，その間の伝搬路特性 $\tilde{h}_{ij}$ は $\Delta_{ij} < r$ のとき平均 0，分散 1 の独立な複素ガウス分布に従い，$\Delta_{ij} \geqq r$ のとき 0 であるとする．アンテナが局在している場合と比べると，通信路行列 $\tilde{\boldsymbol{H}}$ が成分に 0 を多く持つスパースな行列となる．

図 10 に，$n = 150, m = 96, r = 0.4$ としたときの SNR に対する BER 特性を示す．SNR が大きい部分では IW-SOAV が最も良い特性を達成可能であることが分かる．図 11 は，

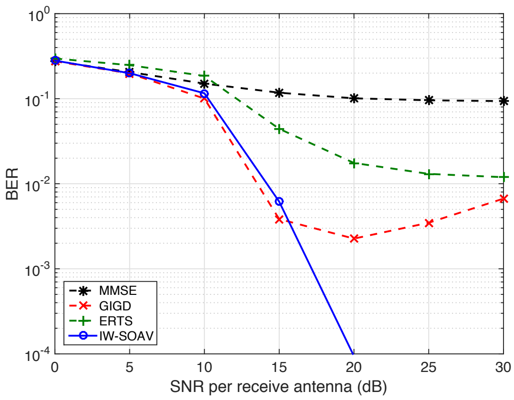

図 10 分散アンテナを用いた場合の BER 特性（$n = 150, m = 96, r = 0.4$）

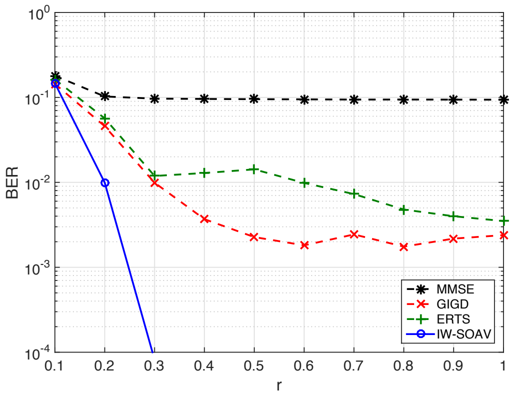

図 11 分散アンテナを用いた場合の BER 特性（$n = 150, m = 96, \mathrm{SNR} = 25$ dB）

$n = 150, m = 96, \mathrm{SNR} = 25$ のときの，r に対する BER 特性を表す．r が大きくなるにつれて各受信機が受信可能な信号が増えるために特性が改善される．どの r に対しても，従来法に比べ IW-SOAV が良い特性を達成することが分かる．

5. ま と め

本稿では，凸最適化を利用した大規模過負荷 MIMO 信号検出法である IW-SOAV について述べ，計算機シミュレーションによりその特性評価を行った．その結果，局所と分散のいずれのアンテナ配置モデルにおいても，IW-SOAV が従来の大規模 MIMO 信号検出法に比べて良い特性を達成することを示した．今後の課題としては，重み w_i^+, w_i^- の定め方の検討や，別のチャネルモデルにおける特性の検討などが挙げられる．

謝辞 本研究の一部は, 科学研究費補助金（研究課題番号 15K06064, 15H02252, 15H02668, 15K14006, 26120521）の助成を受けたものです．

文 献

[1] A. Chockalingam *et al.*, *Large MIMO systems*, Cambridge University Press, 2014.

[2] K. V. Vardhan *et al.*, “A low-complexity detector for large MIMO systems and multicarrier CDMA systems,” *IEEE J. Sel. Areas Commun.*, vol. 26, no. 4, pp. 473–485, Apr. 2008.

[3] P. Li *et al.*, “Multiple output selection-LAS algorithm in large MIMO systems,” *IEEE Commun. Lett.*, vol. 14, pp. 399–401, May 2010.

[4] N. Srinidhi *et al.*, “Near-ML signal detection in large-dimension linear vector channels using reactive tabu search,” arXiv:0911.4640v1 [cs.IT] 24 Nov. 2009.

[5] T. Datta *et al.*, “Random-restart reactive tabu search algorithm for detection in large-MIMO systems,” *IEEE Commun. Lett.*, vol. 14, no. 12, pp. 1107–1109, Dec. 2010.

[6] T. Wo *et al.*, “A simple iterative Gaussian detector for severely delay-spread MIMO channels,” in *Proc. IEEE ICC 2007*, Glasgow, U.K., pp. 4598–4563, Jun. 2007.

[7] W. Fukuda *et al.*, “Low-complexity detection based on belief propagation in a massive MIMO system,” *Proc. IEEE VTC Spring 2013*, Dresden, Germany, Jun. 2013.

[8] T. Abiko *et al.*, “An EXIT chart analysis for belief-propagation based detection in a large-scale MIMO system,” *Proc. IEEE VTC Spring 2013*, Dresden, Germany, Jun. 2013.

[9] W. Fukuda *et al.*, “Complexity reduction for signal detection based on belief propagation in a massive MIMO system,” *Proc. IEEE ISPACS 2013*, pp.245-250, Naha, Okinawa, Japan, Nov. 2013.

[10] K. K. Wong *et al.*, “Efficient high-performance decoding for overloaded MIMO antenna systems,” *IEEE Trans. Wireless Commun.*, vol. 6, no. 5, pp. 1833–1843, May 2007.

[11] S. Denno *et al.*, “A virtual layered space time receiver with maximum likelihood channel detection,” in *Proc. VTC Spring 2009*, Barcelona, Spain, pp. 1–5, April 2009.

[12] L. Bai *et al.*, “Lattice reduction aided detection for underdetermined MIMO systems: a pre-voting cancellation approach,” in *Proc. VTC Spring 2010*, Taipei, Taiwan, pp. 1–5, May 2010.

[13] Y. Sanada, “Performance of joint maximum-likelihood decoding for block coded signal streams in overloaded MIMO-OFDM system,” in *Proc. ISPACS 2013*, Naha, Japan, pp. 775–780, Nov. 2013.

[14] R. Hayakawa *et al.*, “An overloaded MIMO signal detection scheme with slab decoding and lattice reduction,” in *Proc. APCC 2015*, Kyoto, Japan, pp. 42–46, Oct. 2015.

[15] R. Hayakawa *et al.*, “Lattice reduction-aided detection for overloaded MIMO using slab decoding,” *IEICE Trans. Commun.*. (conditionally accepted for publication)

[16] T. Datta *et al.*, “Low-complexity near-optimal signal detection in underdetermined large-MIMO systems,” in *Proc. NCC 2012*, Kharagpur, India, pp. 1–5, Feb. 2012.

[17] M. Nagahara, “Discrete signal reconstruction by sum of absolute values,” *IEEE Signal Process. Lett.*, vol. 22, no.10, pp.1575–1579, Oct. 2015.

[18] 早川 諒 ほか, “近接分離による凸最適化を用いた大規模過負荷 MIMO 信号検出法,” 第 38 回情報理論とその応用シンポジウム (SITA2015）, 2015 年 11 月.

[19] K. Hayashi *et al.*, “A user's guide to compressed sensing for communications systems,” *IEICE Trans. Commun.*, vol. E96-B, no. 3, pp. 685–712, Mar. 2013.

[20] P. Combettes *et al.*, “Proximal splitting methods in signal processing,” in *Fixed-Point Algorithms for Inverse Problems in Science and Engineering*, ser. Springer Optimization and Its Applications. Springer New York, vol. 49, pp. 185–212, 2011.

[21] H. Shin *et al.*, “Capacity of multiple-antenna fading channels: Spatial fading correlation, double scattering, and keyhole,” *IEEE Trans. Inf. Theory*, vol. 49, no. 10, pp. 2636–2647, Oct. 2003.

[22] D. Chizhik *et al.*, “Effect of antenna separation on the capacity of BLAST in correlated channels,” *IEEE Commun. Lett.*, vol. 4, pp. 337–339, Nov. 2000.