

格子基底縮小を用いるマルチユーザ MIMO 多重に関する一検討

板垣 将志[†] 武田 一樹[†] 安達 文幸[‡]

^{†‡}東北大学大学院 工学研究科 電気・通信工学専攻 〒980-8579 仙台市青葉区荒巻字青葉 6-6-05

E-mail: [†] {masashi, kazuki}@mobile.ecei.tohoku.ac.jp, [‡] adachi@ecei.tohoku.ac.jp

あらまし マルチユーザマルチ送受信アンテナ(MIMO)多重では,異なるユーザの信号が重畳して受信される.代表的な信号検出法に最尤検出(MLD)や空間フィルタリングがある.単純な線形行列演算で実現可能な空間フィルタリングでは,ダイバーシチオーダが受信アンテナ数とユーザ数との差に等しいため,ユーザ数が増加するとダイバーシチオーダが減少し,ビット誤り率(BER)特性が著しく劣化してしまう.MIMO 多重の空間フィルタリングに格子基底縮小を導入すれば,ユーザ数とは無関係に MLD と同等のダイバーシチオーダが得られる.しかし,格子基底縮小を用いた空間フィルタリングをマルチユーザ MIMO 多重に適用した検討はほとんど行われていない.本論文では,格子基底縮小を導入した上りリンクマルチユーザ MIMO 多重の周波数非選択性チャネルにおける BER アウトage確率を計算機シミュレーションにより明らかにしている.

キーワード マルチユーザ MIMO, 格子基底縮小, LLL アルゴリズム

A study of multi-user MIMO using lattice reduction

Masashi ITAGAKI[†] Kazuki TAKEDA[†] and Fumiyuki ADACHI[‡]

^{†‡}Dept. of Electrical and Communication Engineering, Graduate School of Engineering, Tohoku University

6-6-05 Aza-Aoba, Aramaki, Aoba-ku, Sendai, 980-8579 Japan

E-mail: [†] {masashi, kazuki}@mobile.ecei.tohoku.ac.jp, [‡] adachi@ecei.tohoku.ac.jp

Abstract In multi-user multi-input multi-output (MIMO) multiplexing, the superposition of different user's transmit signals is received. As a signal detection method, maximum likelihood detection (MLD) and linear filtering have been proposed. Although the linear filtering is much simpler than the MLD, its diversity order is the difference between the numbers of receive antennas and users; therefore, as the number of users increases, the diversity order reduces and hence the achievable bit error rate (BER) performance degrades. The introduction of the lattice reduction to the linear filtering can achieve the same diversity order as the MLD irrespective of the number of users. However, the lattice reduction aided linear filtering in multi-user MIMO has not been fully studied. In this paper, we evaluate, by computer simulation, the outage probability of BER of the uplink multi-user MIMO multiplexing using lattice reduction in a frequency non-selective channel.

Keyword Multi-user MIMO, lattice reduction, LLL algorithm

1. まえがき

周波数帯域幅を犠牲にすることなくマルチアクセスを可能とするマルチユーザマルチ送受信アンテナ(マルチユーザ MIMO)多重[1]が注目を集めている.マルチユーザ MIMO では,複数ユーザが同一周波数を用いて同時送信するため,異なるユーザからの送信信号が重畳されて受信される.代表的な信号検出法に最尤検出(MLD)や空間フィルタリングがある.MLD は演算量が膨大になるという問題がある.一方,空間フィルタリングは単純な線形行列演算であり,MLD よりも大幅に少ない演算量で実現できる.MLD では受信アンテナ数に等しいダイバーシチオーダを得ることができるが,空間フィルタリングでは受信アンテナ数とユーザ数の差分だけのダイバーシチオーダしか得られない.

そのためユーザ数が増加するとダイバーシチオーダが減少し,ビット誤り率(BER)特性が著しく劣化してしまうことから,多重ユーザの数が制限されるという問題がある.

このような空間フィルタリングの問題を解決するものと期待されているのが格子基底縮小[2][3]である.LLL アルゴリズム[2][3]による格子基底縮小は,行列の基底の有する格子を維持しつつ,より直交性の高い基底を得るアルゴリズムである.受信機側では,LLL アルゴリズムを用いてチャネル行列を空間フィルタリングに適した形に変換する.LLL アルゴリズムにより得られた変換行列を用いて空間フィルタリングを実行すると,判定誤り確率を変換前よりも減少できる.MIMO 多重の空間フィルタリングに格子基底縮小を導入すれ

ば送信アンテナ数に依存しないダイバーシチオードが得られる [3][6]。したがって、マルチユーザ MIMO 多重における空間フィルタリングに格子基底縮小を導入すれば、ユーザ数に依存しないダイバーシチオードを得られるはずである。

本論文では、空間フィルタリングに格子基底縮小を導入した時の上りリンクマルチユーザ MIMO 多重の BER アウテージ確率を計算機シミュレーションにより明らかにしている。ここで、BER が所要 BER を上回る確率(アウテージ確率)が BER アウテージ確率である。

本論文の構成は以下の通りである。第 2 章でマルチユーザ MIMO システムについて述べ、第 3 章でマルチユーザ MIMO の信号検出について述べる。第 4 章では LLL アルゴリズムによる格子基底縮小とその信号検出への適用について述べる。第 5 章では、格子基底縮小を適用した時の上りリンクマルチユーザ MIMO 多重の周波数非選択性チャネルにおける BER アウテージ確率を計算機シミュレーションにより明らかにする。第 6 章はまとめである。

2. マルチユーザ MIMO のシステムモデル

周波数非選択性チャネルにおける上りリンクマルチユーザ MIMO を考える。上りリンクマルチユーザ MIMO システムを図 1 に示す。移動局の送信アンテナ数は 1 本で、基地局の受信アンテナ数は N_r 本である。ユーザ数を U とし、 $U \leq N_r$ であるものとする。全ユーザは同一の搬送波周波数を用いて信号を同時送信する。基地局では、 U ユーザの信号を N_r 本の受信アンテナを用いて受信し、信号検出する。

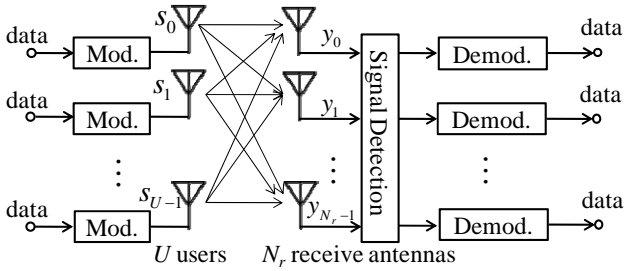


図 1 マルチユーザ MIMO システム

第 u ユーザの送信信号を s_u で表わす ($u=0 \sim U-1$)。各ユーザの送信電力を P_r とすると、基地局の第 m 受信アンテナにおける受信信号 y_m は次式で表される ($m=0 \sim N_r-1$)。

$$y_m = \sum_{u=0}^{U-1} \sqrt{r_u^{-\alpha} \cdot 10^{-\frac{\eta_u}{10}}} h_{m,u} \cdot \sqrt{2P_r} s_u + n_m \quad (1)$$

ここで、 $h_{m,u}$ は第 u ユーザと第 m 受信アンテナ間のチャネルの複素パス利得(ただし、 $E[|h_{m,u}|^2]=1$)、 r_u は第 u ユーザと基地局との間の距離、 α は伝搬損失指数、 η_u

は第 u ユーザと基地局との間のシャドウイング損失(デシベル表示)、 n_m は第 m 受信アンテナにおける相加性白色ガウス雑音である。ここで、伝搬損失とシャドウイング損失を含めたチャネル利得 $g_{m,u}$ を次式で定義する。

$$g_{m,u} = \sqrt{r_u^{-\alpha} \cdot 10^{-\frac{\eta_u}{10}}} h_{m,u} \quad (2)$$

N_r 本の受信アンテナで受信した信号を $N_r \times 1$ 受信信号ベクトル $\mathbf{y}=[y_0, \dots, y_{N_r-1}]^T$ で表わす。 \mathbf{y} は次式のように表せる。

$$\mathbf{y} = \mathbf{g}\mathbf{s} + \mathbf{n} \quad (3)$$

\mathbf{g} は $N_r \times U$ MIMO チャネル行列、 \mathbf{s} は $U \times 1$ 送信信号ベクトル、 \mathbf{n} は $N_r \times 1$ 雑音ベクトルであり、それぞれ次式で与えられる。

$$\mathbf{g} = \begin{bmatrix} g_{0,0} & \cdots & g_{0,U-1} \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ g_{N_r-1,0} & \cdots & g_{N_r-1,U-1} \end{bmatrix} \quad (4)$$

$$\mathbf{s} = [\sqrt{2P_r} s_0 \quad \cdots \quad \sqrt{2P_r} s_{U-1}]^T \quad (5)$$

$$\mathbf{n} = [n_0 \quad \cdots \quad n_{N_r-1}]^T \quad (6)$$

3. マルチユーザ MIMO 信号検出

MLD では、次式のように、受信信号ベクトル \mathbf{y} に最も 2 乗ユークリッド距離が小さい候補信号ベクトルを検出する。

$$\mathbf{s}_{\text{MLD}} = \arg \min_{\hat{\mathbf{s}}} \|\mathbf{y} - \mathbf{g}\hat{\mathbf{s}}\|^2 \quad (7)$$

MLD は最適な検出法であるが、多値変調数を Q とすると、 Q^U 個の送信信号の組み合わせ候補を探索することになるから、ユーザ数が増加するにつれて指数関数的に演算量が増加してしまう。

もうひとつの信号検出法として空間フィルタリングがある。空間フィルタリングによる第 u ユーザの信号検出出力 $s_{F,u}$ は次式のように表される。

$$s_{F,u} = \mathbf{w}_u^H \mathbf{y} \quad (8)$$

ここで、 $\mathbf{w}_u = [w_{u,0} \quad \cdots \quad w_{u,N_r-1}]^T$ は $N_r \times 1$ フィルタリング重みベクトル、 $(\cdot)^H$ はエルミート転置を表す。 U ユーザの信号検出出力をまとめて行列表示すると次式のようになる。

$$\mathbf{s}_F = \mathbf{w}^H \mathbf{y} \quad (9)$$

ここで、 $\mathbf{w} = [\mathbf{w}_0, \dots, \mathbf{w}_u, \dots, \mathbf{w}_{U-1}]$ は $N_r \times U$ フィルタリング重み行列である。空間フィルタリングによる信号検出には、ゼロフォーシング検出 (Zero-Forcing Detection: ZFD) と 2 乗誤差最小検出 (Minimum Mean Square Error Detection: MMSED) とがある。

ZFD では雑音を無視して送信信号の完全再生を図る。そのフィルタリング重み行列 \mathbf{w}_{ZF} は次式で与えられる [8]。

$$\mathbf{w}_{ZF}^H = (\mathbf{g}^H \mathbf{g})^{-1} \mathbf{g}^H \quad (10)$$

一方, MMSE では空間フィルタ出力 \mathbf{s}_F と送信信号 \mathbf{s} との平均二乗誤差を最小とするフィルタリング重み行列 \mathbf{w}_{MMSE} を用いる[8].

$$\mathbf{w}_{MMSE}^H = \mathbf{g}^H \left(\mathbf{g} \mathbf{g}^H + \frac{\sigma^2}{P_t} \mathbf{I}_{N_r} \right)^{-1} \quad (11)$$

なお, σ^2 は雑音電力, \mathbf{I}_{N_r} は $N_r \times N_r$ 単位行列である. 空間フィルタリングは MLD に比べて演算量が少ないという利点がある. しかし, MLD のダイバーシチオーダは N_r であるが, 空間フィルタリングのそれは $(N_r - U + 1)$ になってしまうため[7], ユーザ数が増加するにつれて, BER 特性が劣化してしまうという欠点がある.

4. 格子基底縮小を用いた空間フィルタリング

4.1. 格子と格子基底縮小

格子基底縮小を空間フィルタリングに適用すれば, ダイバーシチオーダを N_r にできる[6]. 本章では, この格子基底縮小とそれを実現する LLL アルゴリズムについて述べ, 空間フィルタリングを用いるマルチユーザ MIMO 信号検出へ格子基底縮小を適用する方法を述べる.

行列 $\mathbf{g} = [\mathbf{g}_0 \ \dots \ \mathbf{g}_{U-1}]$ の格子 $L(\mathbf{g})$ は次式で定義される.

$$L(\mathbf{g}) = L(\mathbf{g}_0, \dots, \mathbf{g}_{U-1}) = \sum_{k=0}^{U-1} x_k \mathbf{g}_k, \quad x \in \mathbf{Z} \quad (12)$$

ここで, $\mathbf{g}_0, \dots, \mathbf{g}_{U-1}$ は \mathbf{g} を構成する U 個の列ベクトルであり, 格子基底と呼ばれる. \mathbf{Z} は整数全体を表す集合である. また, $L(\mathbf{g})$ の各要素を \mathbf{g} の格子点と呼ぶ.

以降では, MIMO チャネル行列 $\mathbf{g} = [\mathbf{g}_0 \ \dots \ \mathbf{g}_{U-1}]$ の各列ベクトルを格子基底と見なし, 送信信号ベクトル \mathbf{s} は集合 \mathbf{Z} の要素からなるものとする. なお, MQAM 変調の場合, \mathbf{s} の要素は整数ではないが, 信号点間の距離を拡大または縮小した後各点を平行移動させれば, 整数での表現が可能である[3].

4.2. LLL アルゴリズム

格子基底縮小を行うアルゴリズムに LLL アルゴリズム[2]がある. 演算量は基底のノルムの最大値を A とすると $O(U^4 \log A)$ となる[2]. まず, MIMO チャネル行列 \mathbf{g} を $N_r \times U$ ユニタリ行列 \mathbf{Q} と $U \times U$ 上三角行列 \mathbf{R} との積に QR 分解する. QR 分解は Gram-Schmidt の直交化を適用することで実現でき, \mathbf{Q} の第 k 列ベクトルを \mathbf{Q}_k , \mathbf{R} の l 行 k 列要素を $R_{l,k}$ とすると, \mathbf{Q} および \mathbf{R} は次式のように求められる[9].

$$R_{l,k} = \begin{cases} \mathbf{Q}_l^H \mathbf{g}_k & \text{if } l \neq k \\ \left| \mathbf{g}_k - \sum_{l=0}^{k-1} R_{l,k} \mathbf{Q}_l \right| & \text{if } l = k \end{cases} \quad (13)$$

ここで

$$\mathbf{Q}_k = \frac{1}{R_{k,k}} \left(\mathbf{g}_k - \sum_{l=0}^{k-1} R_{l,k} \mathbf{Q}_l \right) \quad (14)$$

$R_{l,k} \mathbf{Q}_l$ は \mathbf{g}_l に平行な \mathbf{g}_k の成分を表す. すなわち, 平行な成分を順次差し引くことで $R_{l,k}$ を求めているため, $|R_{l,k}|$ が小さいほど (すなわち $|R_{k,k}|$ が大きいほど) 直交性がより高い基底が得られることを意味する.

LLL アルゴリズムでは \mathbf{Q} と \mathbf{R} を入力として与え, 3 つの行列 $\tilde{\mathbf{Q}}$, $\tilde{\mathbf{R}}$ および \mathbf{T} を出力として得る. なお, \mathbf{T} を変換行列と呼ぶことにする. ここで, $U \times U$ 行列 $\tilde{\mathbf{R}}$ の各要素は

$$|\tilde{R}_{l,k}| \leq \frac{1}{2} |\tilde{R}_{l,l}| \quad (0 \leq l < k \leq U-1) \quad (15)$$

$$\delta |\tilde{R}_{k-1,k-1}|^2 \leq |\tilde{R}_{k,k}|^2 + |\tilde{R}_{k-1,k}|^2 \quad (k=1, \dots, U-1) \quad (16)$$

を満たす. これら 2 つの式はいずれも $\tilde{\mathbf{R}}$ の対角要素を大きくするような条件式である. パラメータ δ は $1/4 < \delta \leq 1$ である[2]. 一般には, δ として $3/4$ が広く用いられており[2][3][10], 第 5 章でも $\delta = 3/4$ としている.

LLL アルゴリズムを表 1 に示す. 行列 \mathbf{g} とそれを格子基底縮小した行列 $\tilde{\mathbf{g}}$ との間には変換行列 \mathbf{T} を用いて次式の関係が成り立つ.

$$\tilde{\mathbf{g}} = \mathbf{g} \mathbf{T} \quad (17)$$

ここで, \mathbf{g} と $\tilde{\mathbf{g}}$ には格子に関して次式の関係が成り立つ.

$$\tilde{\mathbf{g}} = \mathbf{g} \mathbf{T} \text{ および } \mathbf{T} \text{ はユニモジュラ行列} \Leftrightarrow L(\tilde{\mathbf{g}}) = L(\mathbf{g}) \quad (18)$$

なお, ユニモジュラ行列とは要素が全て整数で, 且つ行列式の値が 1 または -1 である行列をいう.

表 1 LLL アルゴリズム (入力: \mathbf{Q}, \mathbf{R} , 出力 $\tilde{\mathbf{Q}}, \tilde{\mathbf{R}}, \mathbf{T}$)

<p>Initialization: $\tilde{\mathbf{Q}} = \mathbf{Q}, \tilde{\mathbf{R}} = \mathbf{R}, \mathbf{T} = \mathbf{I}_U$</p> <p>$k=1$</p> <p>while ($k < U$)</p> <p> for ($l=k-1, \dots, 0$)</p> <p> $\{\text{Re}(\mu), \text{Im}(\mu)\}$ nearest integer to</p> <p> $\{\text{Re}(\tilde{R}_{l,k}/\tilde{R}_{l,l}), \text{Im}(\tilde{R}_{l,k}/\tilde{R}_{l,l})\}$</p> <p> $\tilde{\mathbf{R}}_{0:l,k} = \tilde{\mathbf{R}}_{0:l,k} - \mu \tilde{\mathbf{R}}_{0:l,l}$</p> <p> $\mathbf{T}_{0:U-1,k} = \mathbf{T}_{0:U-1,k} - \mu \mathbf{T}_{0:U-1,l}$</p> <p> end</p> <p> if $\left(\delta \tilde{R}_{k-1,k-1} ^2 \leq \tilde{R}_{k,k} ^2 + \tilde{R}_{k-1,k} ^2 \right)$ $k=k+1$</p> <p> else</p> <p> Swap columns $(k-1)$ and k in $\tilde{\mathbf{R}}$ and \mathbf{T}.</p> <p> Calculate (2×2) Givens rotation matrix \mathbf{G} by following equation.</p> <p> $\mathbf{G} = \begin{bmatrix} \alpha & \beta^* \\ -\beta & \alpha \end{bmatrix}$</p> <p> $\alpha = \frac{ \tilde{R}_{k-1,k-1} }{\sqrt{ \tilde{R}_{k-1,k-1} ^2 + \tilde{R}_{k,k} ^2}}, \quad \beta = \alpha \frac{\tilde{R}_{k,k-1}}{\tilde{R}_{k-1,k-1}}$</p> <p> $\tilde{\mathbf{R}}_{k-1:k,k-1:U-1} = \mathbf{G} \tilde{\mathbf{R}}_{k-1:k,k-1:U-1}$</p> <p> $\tilde{\mathbf{Q}}_{0:U-1,k-1:k} = \tilde{\mathbf{Q}}_{0:U-1,k-1:k} \mathbf{G}^H$</p> <p> $k = \max(k-1, 1)$</p> <p> end</p> <p> end</p>
--

格子基底縮小により、 $\tilde{\mathbf{g}}$ は \mathbf{g} よりも基底の直交性が高まっている。よって、 $\tilde{\mathbf{g}}$ を用いることで判定誤りが起きる確率を小さくできる。

4.3. 空間フィルタリングへの格子基底縮小の適用

格子基底縮小を空間フィルタリングへ適用する。まず、LLL アルゴリズムを用いてチャンネル行列 \mathbf{g} より行列 \mathbf{T} を得る。 \mathbf{T} を用いて式(3)を次式のように変形する。

$$\begin{aligned} \mathbf{y} &= \mathbf{g}\mathbf{s} + \mathbf{n} \\ &= \mathbf{g}\mathbf{T}\mathbf{T}^{-1}\mathbf{s} + \mathbf{n} \\ &= \tilde{\mathbf{g}}\tilde{\mathbf{s}} + \mathbf{n} \end{aligned} \quad (19)$$

$\tilde{\mathbf{g}} = \mathbf{g}\mathbf{T}$ は格子基底縮小を適用して得られる MIMO チャンネル行列である。受信機では、まず変換された送信信号 $\tilde{\mathbf{s}}$ が変換された MIMO チャンネル $\tilde{\mathbf{g}}$ を通って受信されたものと見なして $\tilde{\mathbf{s}}$ を検出し、それに変換行列 \mathbf{T} を乗じることで、送信信号 \mathbf{s} を検出する。なお、 $\mathbf{g}\mathbf{s}$ と $\tilde{\mathbf{g}}\tilde{\mathbf{s}}$ は同一の信号点を表している。

式(10)と同様に ZFD により信号検出を行うことを考える。信号 $\tilde{\mathbf{s}}$ を次式のように検出することで、 $\tilde{\mathbf{s}}$ に対応する軟判定値 $\tilde{\mathbf{s}}_{ZF}$ が得られる。

$$\tilde{\mathbf{s}}_{ZF} = \tilde{\mathbf{w}}_{ZF}^H \mathbf{y} \quad (20)$$

$$\tilde{\mathbf{w}}_{ZF}^H = (\tilde{\mathbf{g}}^H \tilde{\mathbf{g}})^{-1} \tilde{\mathbf{g}}^H \quad (21)$$

なお、格子基底縮小を導入した ZFD を LR-ZFD と呼ぶことにする。 \mathbf{g} より $\tilde{\mathbf{g}}$ の方が基底の直交性が高いため、判定誤りは小さく抑えられる。続いて、硬判定によりシンボルを取り出す。 $\tilde{\mathbf{s}} = \mathbf{T}^{-1}\mathbf{s}$ は \mathbf{T}^{-1} により変換された信号である。ただし、ユニモジュラ行列 \mathbf{T} の逆行列 \mathbf{T}^{-1} は常に存在し、且つ全ての要素が整数である[3]ので、 $\tilde{\mathbf{s}}$ は \mathbf{s} の各要素を整数倍して足し合わせたものとなる。したがって、 $\tilde{\mathbf{s}}$ の格子点は整数で表現できるので、比較的容易に $\tilde{\mathbf{s}}$ を検出できる[3]。

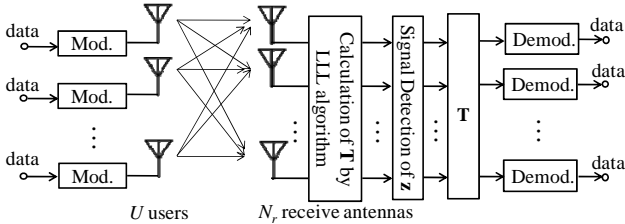


図2 LLL アルゴリズムを導入したマルチユーザ MIMO システム

LLL アルゴリズムを導入した空間フィルタリングを用いるマルチユーザ MIMO システムを図2に示す。各ユーザの送信構成は図1と同じである。

4.4. 格子基底縮小を適用した MMSED

前節での信号検出は ZFD を用いたものであったが、格子基底縮小を導入した場合も MMSED を行うことができる。格子基底縮小を導入した MMSED を

LR-MMSED と呼ぶことにする。

LR-MMSED の重み行列 $\tilde{\mathbf{w}}_{MMSE}$ を求める。 $\tilde{\mathbf{g}} = \mathbf{g}\mathbf{T}$ および $\tilde{\mathbf{s}} = \mathbf{T}^{-1}\mathbf{s}$ の関係を用いて式(11)を変形すると、次式を得る。

$$\tilde{\mathbf{w}}_{MMSE}^H = \left(\tilde{\mathbf{g}}^H \tilde{\mathbf{g}} + \frac{\sigma^2}{P_t} \mathbf{T}^H \mathbf{T} \right)^{-1} \tilde{\mathbf{g}}^H \quad (22)$$

ところで、式(22)と異なる重み行列を考えることもできる[5]。まず、式(11)を書き換えることで、MMSED 出力信号ベクトル \mathbf{s}_{MMSE} を次式のように表す。

$$\mathbf{s}_{MMSE} = \left(\mathbf{g}^H \mathbf{g} + \frac{\sigma^2}{P_t} \mathbf{I}_U \right)^{-1} \mathbf{g}^H \mathbf{y} \quad (23)$$

ここで、以下に示す $(N_r + U) \times U$ 行列 $\underline{\mathbf{g}}$ および $(N_r + U)$ 次元ベクトル $\underline{\mathbf{y}}$ を導入する[5]。

$$\underline{\mathbf{g}} = \begin{bmatrix} \mathbf{g} \\ \sqrt{\sigma^2/P_t} \mathbf{I}_U \end{bmatrix} \quad (24)$$

$$\underline{\mathbf{y}} = \begin{bmatrix} \mathbf{y} \\ \mathbf{0}_U \end{bmatrix} \quad (25)$$

なお、 $\mathbf{0}_U$ は全ての要素が 0 である U 次元ベクトルである。この $\underline{\mathbf{g}}$ と $\underline{\mathbf{y}}$ を用いると、式(23)は次式のように表せる。

$$\mathbf{s}_{MMSE} = (\underline{\mathbf{g}}^H \underline{\mathbf{g}})^{-1} \underline{\mathbf{g}}^H \underline{\mathbf{y}} \quad (26)$$

したがって、新たに導入した行列 $\underline{\mathbf{g}}$ に LLL アルゴリズムを導入して得られる行列 $\tilde{\underline{\mathbf{g}}} = \underline{\mathbf{g}}\mathbf{T}$ を用いると、次式のような LR-MMSED を得ることができる。

$$\tilde{\mathbf{s}}_{MMSE2} = (\tilde{\underline{\mathbf{g}}}^H \tilde{\underline{\mathbf{g}}})^{-1} \tilde{\underline{\mathbf{g}}}^H \underline{\mathbf{y}} \quad (27)$$

なお、式(22)による MMSED を LR-MMSED1、式(27)による MMSED を LR-MMSED2 と呼ぶことにする。

5. 計算機シミュレーション

本論文では周波数非選択性レイリーフェージングチャンネルを考える。格子基底縮小を導入したときの BER の分布を計算機シミュレーションにより測定し、BER アウテージ確率を求める。シミュレーションの諸元を表2に示す。

まず、伝搬損失とシャドウイング損失を無視したときの BER を求め、ダイバーシチオーダについて議論する。 $U=2$ および 4 のときについて信号対雑音電力比 (SNR) 対 BER 特性を図3に示す。ZFD および MMSED どちらの場合も LLL アルゴリズムの適用によりチャンネル行列の基底の直交性を高くできたことで、BER 特性が大きく改善されていることが分かる。空間フィルタリングのダイバーシチオーダは $(N_r - U + 1)$ であるが、LLL アルゴリズムを適用した空間フィルタリングでは

MLD と同じ N_r 次のダイバーシチが得られていることが分かる。

次に、基地局からの半径 R 内に一様にユーザが分布するときの局所平均 BER を計算機シミュレーションにより求めた。計算機シミュレーションでは、まずセル内に U ユーザをランダムに発生させ、各ユーザと基地局間のチャンネルの伝搬損失およびシャドウイング損失を発生させる。そして、フェージングを発生させて局所平均 BER を測定する。ユーザの位置を変更して局所平均 BER の測定を繰り返し、その相補累積分布関数 (CCDF) を求める。CCDF とは、測定値が横軸の値を上回る確率のことである。局所平均 BER が所要 BER ($=10^{-3}$) を上回る確率をアウトージ確率と定義し、CCDF より、ユーザ数が U のときのアウトージ確率を求める。

表 2 シミュレーション諸元

Transmitter	Data Modulation	QPSK
	Number of users	$U=1\sim 4$
Channel	Fading	Frequency-nonselective Rayleigh fading
	Path-loss exponent	$\alpha = 3.5$
	Standard deviation of shadowing loss	$\eta = 7.0\text{dB}$
	Normalized transmit E_b/N_0	10dB
Receiver	Number of receive antennas	$N_r=4$
	Channel estimation	Ideal
	Parameter of LLL	$\delta = 0.75$
	Required BER	10^{-3}
	Allowable outage probability	$Q=0.1$

$U=2$ および $U=4$ のときの局所平均 BER の CCDF を図 4 に示す。ZFD および MMSED 空間フィルタリングではアウトージ確率が MLD より著しく大きくなるが、LLL アルゴリズムを用いた空間フィルタリングでは MLD に近いアウトージ確率が得られることが分かる。

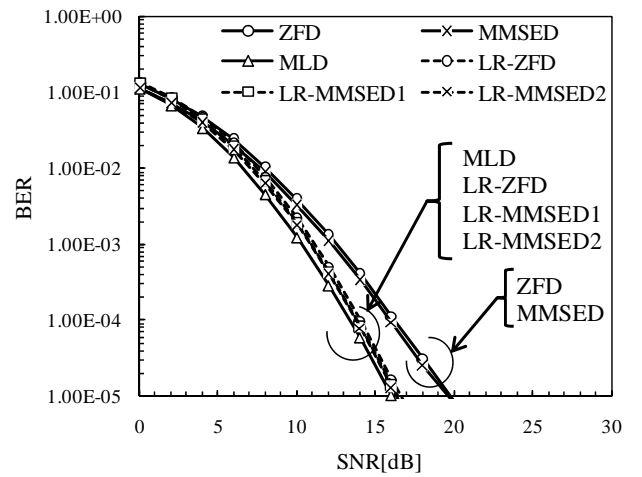
ユーザ数 U と BER アウトージ確率の関係を図 5 に示す。なお、送信電力を P_t 、許容最大通信距離を R とすると、距離 r 離れたユーザからの受信電力(ただし、シャドウイングとフェージングは考慮しない) $P(r)$ は次式のように表せる。

$$P(r) = r^{-\alpha} \times P_t = (r/R)^{-\alpha} \times (P_t \times R^{-\alpha}) \quad (28)$$

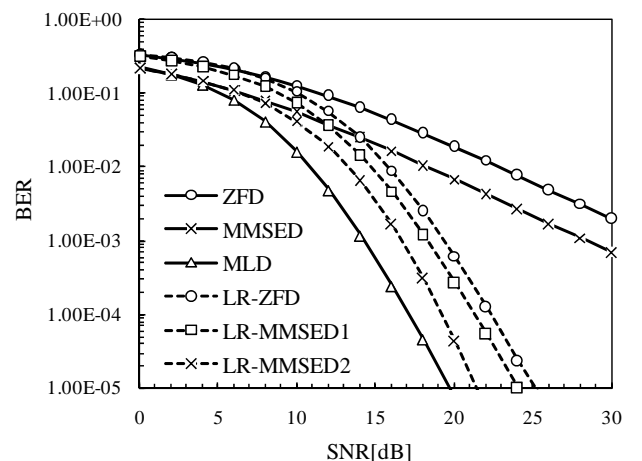
本論文では r/R を正規化距離、 $P_t \times R^{-\alpha}$ を正規化送信電力と呼び、簡単のため、それぞれ r 、 P_t と表すことにする。

正規化送信 $E_b/N_0 (= P_t \times (T/2)/N_0)$ 、ここで T は QPSK シンボル長、 N_0 は雑音電力スペクトル密度)が 10dB の

ときの BER アウトージ確率を図 4 より読み取り、図 5 にプロットした。アウトージ確率が許容アウトージ確率 Q を下回る最大のユーザ数をリンク容量と定義する。格子基底縮小を適用しない場合、空間フィルタリングのダイバーシチオーダは $(N_r - U + 1)$ で与えられ、 U の増加につれてダイバーシチオーダが減少しアウトージ確率が増加する。このため、 $Q=0.1$ とするときの ZFD および MMSED 空間フィルタリングのリンク容量は $U=2$ ユーザとなる。一方、LLL アルゴリズムを用いた空間フィルタリングでは、ユーザ数が増加してもアウトージ確率はほとんど増加しない。LLL アルゴリズムの適用により U の大きさにかかわらず常に N_r 次ダイバーシチが得られるため、アウトージ確率は U にほとんど依存しない。この結果、LLL アルゴリズムを用いた空間フィルタリングのリンク容量は $U=4$ ユーザになる。

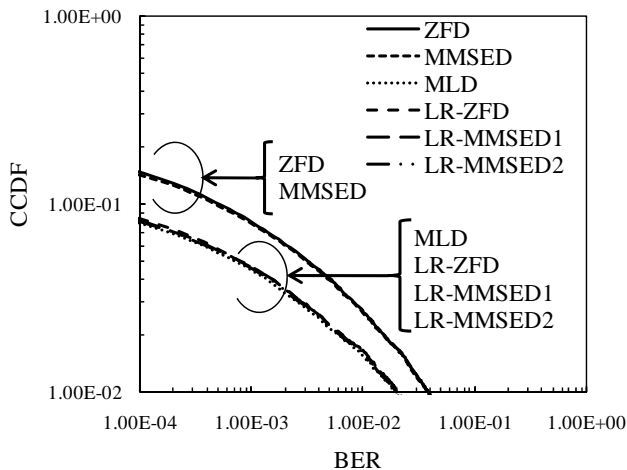


(a) $U=2$

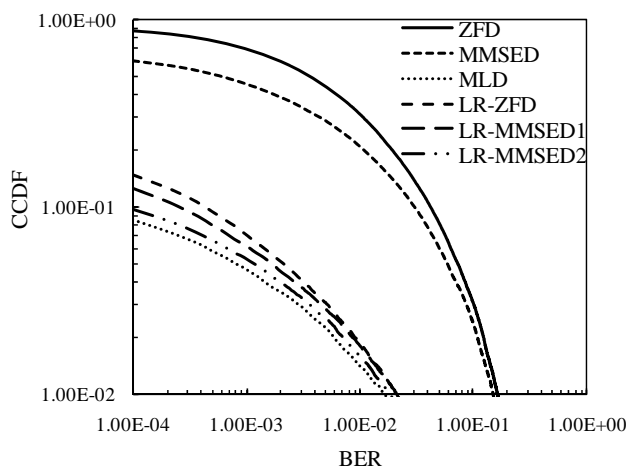


(b) $U=4$

図 3 SNR 対 BER 特性



(a) $U=2$



(b) $U=4$

図4 BERの相補累積分布関数

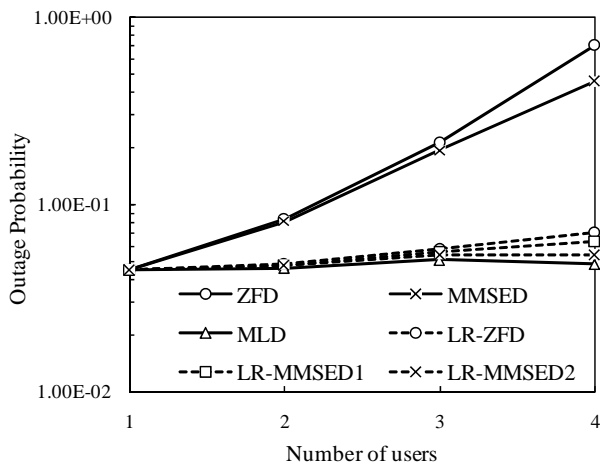


図5 BERアウトページ確率

6. まとめ

本論文では、空間フィルタリングに格子基底縮小を導入した時の上りリンクマルチユーザ MIMO 多重の BER アウトページ確率を計算機シミュレーションによ

り明らかにした。まず、格子基底縮小を用いる空間フィルタリングでは、MLDと同様にユーザ数に依存せず、常に受信アンテナ本数分のダイバーシチオーダが得られることを示した。次に、基地局からある距離内にユーザが一様分布する場合について局所 BER のアウトページ確率を求め、格子基底縮小を用いる空間フィルタリングでも MLD と同程度のリンク容量が得られることを示した。

文 献

- [1] Q. H. Spencer, C. B. Peel, A. L. Swindlehurst, and M. Haardt, "An introduction to the multi-user MIMO downlink," *IEEE Commun. Mag.*, Vol.42, No.10, pp.60-67, Oct. 2004.
- [2] A. K. Lenstra, H. W. Lenstra, Jr., and L. Lovasz, "Factoring polynomials with rational coefficients," *Math. Ann.*, Vol. 261, pp. 515-534, 1982.
- [3] D. Wuebben, R. Boehnke, V. Kuehn, and K. D. Kammeyer, "MMSE-based lattice-reduction for near-ML detection of MIMO systems," *ITG workshop on smart antennas*, pp. 106-113, Mar. 2004.
- [4] 武田一樹, 留場宏道, 安達文幸, "ジョイント THP/送信 FDE における LLL-アルゴリズムの適用効果," *信学技報*, RCS2007-147, pp. 79-84, 2008年1月.
- [5] D. Wuebben, R. Boehnke, V. Kuehn, and K. D. Kammeyer, "MMSE extension of V-BLAST based on sorted QR decomposition," *IEEE Proc. Vehicular Technology Conference (VTC)*, Vol.1, No.58, pp.508-512, October 2003.
- [6] M. Taherzadeh, A. Mobasher, and A. K. Khandani, "LLL reduction achieves the receive diversity in MIMO decoding," *IEEE Trans. IT.*, Vol. 53, No. 12, pp. 4801-4805, Dec. 2007.
- [7] J. H. Winters, J. Salz, and R. D. Gitlin, "The impact of antenna diversity on the capacity of wireless communication systems," *IEEE Trans. on commun.*, vol. 42, no.2/3/4, pp. 1740-1751, Feb./Mar./Apr. 1994.
- [8] J. G. Proakis, "Digital communications," 4th edition, McGraw-Hill, 2001.
- [9] J. G. Proakis, C. M. Rader, F. Ling, C. L. Nikias, M. Moonen, and I. K. Proudler, "Algorithms for statistical signal processing," Prentice Hall, 2001.
- [10] D. Wuebben, R. Boehnke, V. Kuehn, and K. D. Kammeyer, "Near-maximum-likelihood detection of MIMO systems using MMSE-based lattice-reduction," *IEEE International Conference*, pp.798-802, Jun. 2004.