

M-084

高性能なブラインドマルチユーザ検出器のためのアフィン射影アルゴリズム

Affine Projection Algorithm for High Performance Blind Multi User Detection

江守 正稔*

竹澤 正敏*

田邊 造†

古川 利博*

Masatoshi EMORI

Masatoshi TAKEZAWA

Nari TANABE

Toshihiro FURUKAWA

1 はじめに

近年、携帯電話などの無線移動体通信技術の急速な発展に伴い、周波数帯域の有効利用や通信容量の増大等を目的としたDS-CDMA (Direct Sequence Code Division Multiple Access) 通信方式の高性能化が要求されている [1]. DS-CDMA 通信方式の性能は、多元接続干渉 (Multiple Access Interference: MAI) によって制限されるため、MAI を抑圧する手法として、インパルス応答ベクトルをもつ線形フィルタを用いた受信機設計が盛んに検討されている [2, 3]. なかでも、周波数帯域の有効利用の観点からトレーニング信号の送信を必要としない、ブラインド信号処理による方法として LMS アルゴリズム [2], RLS アルゴリズム [6], Kalman filter アルゴリズム [7] に基づく検出器が提案されている。しかしながら、例えば LMS アルゴリズムを用いた手法は演算量は少ないが収束速度が遅く、また RLS アルゴリズムや Kalman filter アルゴリズムを用いた手法は LMS アルゴリズムを用いた手法より高い MAI 抑圧能力を得られるが多くの演算量を必要とするなどの問題点がある。

そこで本論文では、高性能な MAI 抑圧能力を目的としたブラインド検出器の中でも MAI 抑圧能力と演算量のバランスに優れたアフィン射影アルゴリズム (Affine Projection Algorithm: APA) に基づく検出器 [8] について着目している。しかしながら、後述するようにこの手法は、逆拡散ベクトル更新時の拘束条件に、所望シンボルも打ち消す不適切な条件が含まれており、この検出器による MAI 抑圧能力は改善の余地があると考えられる。

提案手法は、文献 [8] の拘束条件を所望シンボルの打ち消し量を軽減する適切な拘束条件に変更することで、MAI 抑圧能力を改善している。提案手法の特徴は、最小出力エネルギー (Minimum Output Energy: MOE) 検出器 [4] における MAI 抑圧能力の上限値 (理論値) と等しい、高い MAI 抑圧能力を得ることが可能なことである。また計算機シミュレーションによって上記に挙げた手法 [2], [4], [6], [7], [8] と提案手法とを比較し、提案手法の有効性を確認している。

2 従来手法 [8]

本論文で扱う通信環境は BPSK 変調方式を用いた加法的白色ガウス (Additive White Gaussian Noise: AWGN) 通信路とする。また、議論の見通しを容易にするため、送・受信間で処理の対象となる信号は全て同期が取れているものとし、マルチパスは無視できると仮定する。さて、この通信路を経たユーザ数 K の i 番目の N 次元受信信号ベクトル $\mathbf{r}(i)$ は、チップレートサンプリングした後に、チップマッチドフィルタに通すことにより

$$\mathbf{r}(i) = A_1 b_1(i) \mathbf{s}_1 + \sum_{k=2}^K A_k b_k(i) \mathbf{s}_k + \mathbf{v}(i) \quad (1)$$

* 東京理科大学

† 諏訪東京理科大学

表 1: 従来手法の手順

[Initialization]	$\mathbf{d} = [1, 0, \dots, 0]^T, \mathbf{c}(0) = \mathbf{s}_1$
[Iteration]	For $i = 0$ to P
	$\mathbf{e}(i) = \mathbf{d} - \mathbf{X}^T(i)\mathbf{c}(i)$
	$\mathbf{p}(i) = [\mathbf{X}^T(i)\mathbf{X}(i)]^{-1}\mathbf{e}(i)$
	$\mathbf{c}(i+1) = \mathbf{c}(i) + \mu\mathbf{X}(i)\mathbf{p}(i)$
	$\hat{b}_1(i) = \text{sgn}[\mathbf{c}(i)^T\mathbf{r}(i)]$
	End i

で与えられる。ここで、 $k = 1$ は所望ユーザの信号に係るパラメータとし、 $\{A_k\}, \{b_k(i)\}, \{\mathbf{s}_k\}$ は、それぞれ第 k ユーザの受信信号振幅、 ± 1 の値を等確率で取る第 k ユーザの第 i 番目の情報データ、 $\mathbf{s}_k^T \mathbf{s}_k = 1$ を満足する N 次元拡散符号ベクトルである。また、 $\mathbf{v}(i)$ は $E[\mathbf{v}(i)] = \mathbf{0}$ と $E[\mathbf{v}(i)\mathbf{v}^T(i)] = \sigma_v^2 \mathbf{I}_N$ を満足する N 次元 AWGN ベクトルである。ただし、 \mathbf{I}_N は $N \times N$ の単位行列を意味する。なお、各ユーザの情報データ $b_k(i)$ は、ユーザごと・時点ごとにすべて統計的に独立と仮定する。

ブラインドマルチユーザ検出とは、受信側では受信信号ベクトル $\{\mathbf{r}(i)\}$ と所望ユーザの拡散符号ベクトル \mathbf{s}_1 のみを既知とし、これらの情報から所望ユーザの情報データ $b_1(i)$ を推定することである。

本論文では、高い MAI 抑圧能力を得るために必要な演算量と MAI 抑圧の収束速度とのバランスに優れている APA に基づくブラインドマルチユーザ検出器 [8] に着目している。この手法は、評価量 $J(i)$ と拘束条件を次式のように与え

$$[\text{評価量}] \quad J(i) = \|\mathbf{c}(i+1) - \mathbf{c}(i)\|^2 \quad (2)$$

$$[\text{拘束条件}] \quad \mathbf{X}^T(i)\mathbf{c}(i+1) = \mathbf{d} \quad (3)$$

式 (3) の拘束条件の下で式 (2) の評価量 $J(i)$ を最小とする検出器のインパルス応答ベクトル $\mathbf{c}(i+1)$ を逐次的に求める手法である。ただし、 L は APA の次数であり、 $N \times (L+1)$ 行列 $\mathbf{X}(i)$ と $L+1$ 次元ベクトル \mathbf{d} は

$$\mathbf{X}(i) = [\mathbf{s}_1, \mathbf{r}(i), \mathbf{r}(i-1), \dots, \mathbf{r}(i-L+1)] \quad (4)$$

$$\mathbf{d} = [1, 0, \dots, 0]^T \quad (5)$$

で定義される。以上のことから、表 1 に示す従来手法のアルゴリズムを用いて得られる検出器のインパルス応答ベクトル $\mathbf{c}(i+1)$ により、MAI は抑圧され、所望ユーザの情報データ $b_1(i)$ は復調される。

しかしながら、拘束条件式 (3)~(5) に着目すると、これは $\{\mathbf{r}^T(i-\ell)\mathbf{c}(i+\ell)\}_{\ell=0}^{L-1} = 0$ と書き表せることから、この条件では更新時に用いる受信信号ベクトル $\{\mathbf{r}(i-\ell)\}_{\ell=0}^{L-1}$ 、すなわち、それらに含まれる所望シンボル $\{A_1 b_1(i)\mathbf{s}_1\}$ までも打ち消してしまうことを意味する。従って、式 (3) の拘束条件下で求めたインパルス応答ベクトル $\mathbf{c}(i+1)$ による MAI 抑圧能力は改善の余地があると考えられる。

3 提案手法

提案手法は以下の3つのステップから構成される。

Step 1: 従来手法によるマルチユーザ検出 ($0 \leq i \leq Q-1$)

前処理として、従来手法 [8] を Q 回実行する。その結果、検出器のインパルス応答ベクトル $c(Q)$ を得る。

Step 2: 所望シンボルの受信信号振幅推定 ($i = Q$)

Step 1 で得られた検出器のインパルス応答ベクトル $c(Q)$ と過去の受信信号ベクトル $\{r(i)\}$ から所望シンボルの受信信号振幅 \hat{A}_1 を推定する。

Step 3: 適切な拘束条件を用いたマルチユーザ検出 ($i \geq Q$)

Step 2 で得られた所望シンボルの受信信号振幅 \hat{A}_1 、及び検出器のインパルス応答ベクトル $c(i)$ を用いて所望シンボル $A_1 b_1(i) s_1$ を推定する。その後、推定された所望シンボル $\{\hat{A}_1 \hat{b}_1(i) s_1\}$ に適切な重み α を掛けたものを受信信号ベクトル $\{r(i)\}$ から差し引きして得られる L 個のベクトルを、式 (4) の行列 $X(i)$ の L 個の列ベクトル $\{r(i-\ell)\}_{\ell=0}^{L-1}$ と置き換え、アフィン射影アルゴリズムを実行する。

提案手法は、適切な拘束条件を設定することにより、MAI 抑圧能力の向上が期待できる。以下の節では、提案手法の Step 2 と Step 3 について述べる。

3.1 Step 2: 所望シンボルの受信信号振幅推定

Step 1 の処理によりインパルス応答ベクトル $c(Q)$ を推定した後に ($i=Q$)、受信信号ベクトル $r(i)$ 中の第1ユーザ ($k=1$) を所望シンボル $r_d(i)$ とすれば、これは

$$r_d(i) = A_1 b_1(i) s_1 \quad (6)$$

となる。一般に、所望シンボル $r_d(i)$ は未知であることから、式 (1) と式 (6) より

$$r_d(i) = b_1(i) \cdot E[b_1(i)r(i)] \quad (7)$$

の関係式が成立することに着目し、集合平均 $E[b_1(i)r(i)]$ を短時間平均で近似することを考える。情報データ $b_1(i)$ は、Step 1 により従来手法 [8] を Q 回更新することで求まるインパルス応答ベクトル $c(Q)$ より判定された次式の情報データ

$$\left. \begin{aligned} \hat{b}'_1(Q-q) &= \text{sgn}[c^T(Q)r(Q-q)] \\ q &= 0, 1, \dots, Q \end{aligned} \right\} \quad (8)$$

で代用すると、 $i = Q$ のときの所望シンボル $r_d(Q)$ の推定値 $\hat{r}_d(Q)$ は

$$\hat{r}_d(Q) = \hat{b}'_1(Q) \cdot \frac{1}{Q+1} \sum_{q=0}^Q \hat{b}'_1(Q-q) r(Q-q) \quad (9)$$

与えられる [5]。ただし、 $Q+1$ が短時間平均の窓長である。

しかしながら、式 (9) の推定方法では、既知である拡散符号ベクトル s_1 の部分も推定しており、所望シンボルのベクトル方向が誤った方向に決定されてしまう可能性がある。

そこで、既知の拡散符号ベクトル s_1 を利用し、所望シンボルの推定値 $\hat{r}_d(Q)$ から所望シンボルの受信信号振幅 A_1 の推定値のみを算出することを考える。

拡散符号ベクトル s_1 に関して $s_1^T s_1 = 1$ となることを考慮すると、 $s_{1n} (= \pm 1)$ を所望ユーザの拡散符号の n 番目のチップとおけば、拡散符号ベクトル s_1 は

$$s_1 = \frac{1}{\sqrt{N}} [s_{11}, s_{12}, \dots, s_{1N}]^T \quad (10)$$

と表せる。従って、式 (6) より所望シンボル $r_d(i)$ は

$$r_d(i) = \frac{A_1 b_1(i)}{\sqrt{N}} [s_{11}, s_{12}, \dots, s_{1N}]^T \quad (11)$$

となる。また、 $b_1(i) = \pm 1$ であることも考慮すると、この各要素の絶対値はすべて $\frac{A_1}{\sqrt{N}}$ である。

以上のことより、所望シンボル $r_d(i)$ から所望シンボルの受信信号振幅 A_1 を算出するには、所望シンボル $r_d(i)$ のどれか一つの要素に対し、 \sqrt{N} を乗じた後、その絶対値をとればよい。それゆえ、所望シンボルの推定値 $\hat{r}_d(Q)$ も同様に、各要素に \sqrt{N} を乗じ、その絶対値の平均値を所望シンボルの受信信号振幅 A_1 の推定値 \hat{A}_1 とする。従って、式 (9) で得られた所望シンボルの推定値 $\hat{r}_d(Q)$ の各要素を

$$\hat{r}_d(Q) = [\hat{r}_{d,1}(Q), \hat{r}_{d,2}(Q), \dots, \hat{r}_{d,N}(Q)] \quad (12)$$

と表記すれば、所望シンボルの受信信号振幅の推定値 \hat{A}_1 は

$$\hat{A}_1 = \frac{1}{N} \sum_{n=1}^N \sqrt{N} \cdot |\hat{r}_{d,n}(Q)| = \frac{1}{\sqrt{N}} \sum_{n=1}^N |\hat{r}_{d,n}(Q)| \quad (13)$$

与えられる。

3.2 Step 3: 適切な拘束条件を用いたマルチユーザ検出

$i \geq Q$ において、前節までに得られた所望シンボルの受信信号振幅 \hat{A}_1 、検出器のインパルス応答ベクトル $c(i)$ から判定された情報データ $\hat{b}'_1(i)$ 、及び既知である拡散符号ベクトル s_1 より、式 (6) を考慮して推定された所望シンボル $\hat{r}'_d(i)$ は

$$\hat{r}'_d(i) = \hat{A}_1 \hat{b}'_1(i) s_1 \quad (14)$$

と書き表される。以下では、この推定された所望シンボル $\hat{r}'_d(i)$ を利用し、式 (3) の拘束条件を最適な拘束条件に設定する手法について述べる。

$\hat{r}'_d(i)$ は推定値のため誤差を含んでいることより、 $\hat{r}'_d(i)$ に推定の信頼度に対応する適当な重み α ($0 \leq \alpha \leq 1$) を掛け、これを受信信号ベクトルから差し引いたベクトル $\hat{r}_{IN}(i)$ を

$$\hat{r}_{IN}(i) = r(i) - \alpha \hat{r}'_d(i) \quad (15)$$

と与えることで所望シンボルの打ち消し量を軽減させている。このことより、式 (3) の拘束条件の $X(i)$ は

$$X_{IN}(i) = X(i) - \alpha X_d(i) \quad (16)$$

と変更される。ただし、 $X_{IN}(i)$ と $X_d(i)$ は

$$\left. \begin{aligned} X_{IN}(i) &= [s_1, \hat{r}_{IN}(i), \hat{r}_{IN}(i-1), \dots, \hat{r}_{IN}(i-L+1)] \\ X_d(i) &= [0, \hat{r}'_d(i), \hat{r}'_d(i-1), \dots, \hat{r}'_d(i-L+1)] \end{aligned} \right\}$$

である。それゆえ、提案手法の拘束条件は次式で与えられる。

$$X_{IN}(i) c(i+1) = 0 \quad (17)$$

本論文の目的である高い MAI 抑圧能力を得るためには式 (16) の重み α を適切に決定することが必要不可欠である。そこで、次に重み α の決定方法について簡単に説明する。

一般に、従来の MAI 抑圧能力の評価量である時間平均 SIR_{av} (Signal-to-Interference Ratio) は

$$\text{SIR}_{av}(i) = 10 \log \frac{\sum_{j=1}^J [c_j^T(i) s_1]^2}{\sum_{j=1}^J [c_j^T(i) (r_j(i) - b_{1,j}(i) s_1)]^2} \quad (18)$$

で定義されている [2, 8]。ただし、 j は試行回数を意味する。これに対して、提案手法は制約条件を式 (17) に変更し、かつ

表2: 提案手法の手順

[Initialization]
 $\mathbf{d} = [1, 0, \dots, 0]^T$, Set $\mathbf{c}(0) = \mathbf{s}_1$

[Iteration]
 Step 1: 従来手法 [0 ≤ i ≤ Q - 1 までの更新]
 For i = 0 to Q - 1
 $\mathbf{X}(i) \triangleq [\mathbf{s}_1, \mathbf{r}(i), \mathbf{r}(i-1), \dots, \mathbf{r}(i-L+1)]$
 $\mathbf{e}(i) = \mathbf{d} - \mathbf{X}^T(i)\mathbf{c}(i)$
 $\mathbf{p}(i) = [\mathbf{X}^T(i)\mathbf{X}(i)]^{-1} \mathbf{e}(i)$
 $\mathbf{c}(i+1) = \mathbf{c}(i) + \mu\mathbf{X}(i)\mathbf{p}(i)$
 $\hat{b}_1(i) = \text{sgn}[\mathbf{c}(i)^T \mathbf{r}(i)]$
 end i

Step 2: 提案手法 [Q 回目の更新]
 $i == Q$
 For q = 0 to Q
 $\hat{b}'_1(Q-q) = \text{sgn}[\mathbf{c}^T(Q)\mathbf{r}(Q-q)]$
 $\hat{\mathbf{r}}'_d(Q) = \hat{b}'_1(Q) \cdot \frac{1}{Q+1} \sum_{q=0}^Q \hat{b}'_1(Q-q)\mathbf{r}(Q-q)$
 end q
 $\hat{A}_1 = \frac{1}{\sqrt{N}} \sum_{n=1}^N |\hat{r}'_{d,n}(Q)|$

Step 3: 提案手法 [Q 回目以降の更新]
 For i = Q to P
 $\mathbf{X}(i) = [\mathbf{s}_1, \mathbf{r}(i), \mathbf{r}(i-1), \dots, \mathbf{r}(i-L+1)]$
 $\underline{\mathbf{X}}(i) = [\mathbf{r}(i), \mathbf{r}(i-1), \dots, \mathbf{r}(i-L+1)]$
 For ℓ = 0 to L - 1
 $\hat{b}'_1(i-\ell) = \text{sgn}[\mathbf{c}^T(i)\mathbf{r}(i-\ell)]$
 $\hat{\mathbf{r}}'_d(i-\ell) = \hat{A}_1 \hat{b}'_1(i-\ell)\mathbf{s}_1$
 end q
 $\mathbf{X}_d(i) = [\mathbf{0}, \hat{\mathbf{r}}'_d(i), \hat{\mathbf{r}}'_d(i-1), \dots, \hat{\mathbf{r}}'_d(i-L+1)]$
 $\underline{\mathbf{X}}_d(i) = [\hat{\mathbf{r}}'_d(i), \hat{\mathbf{r}}'_d(i-1), \dots, \hat{\mathbf{r}}'_d(i-L+1)]$
 $\alpha(i-1) = \frac{\mathbf{c}^T(i)\underline{\mathbf{X}}_d(i)\underline{\mathbf{X}}_d^T(i)\mathbf{c}(i) - \hat{b}'_1(i)\mathbf{c}^T(i)\underline{\mathbf{X}}_d(i)S^T\mathbf{c}(i)}{\mathbf{c}^T(i)\underline{\mathbf{X}}_d(i)\underline{\mathbf{X}}_d^T(i)\mathbf{c}(i)}$
 $\mathbf{X}_{IN}(i) = \mathbf{X}(i) - \alpha(i-1)\mathbf{X}_d(i)$
 $\mathbf{e}_{IN}(i) = \mathbf{d} - \mathbf{X}_{IN}^T(i)\mathbf{c}(i)$
 $\mathbf{p}_{IN}(i) = [\mathbf{X}_{IN}^T(i)\mathbf{X}_{IN}(i)]^{-1} \mathbf{e}_{IN}(i)$
 $\mathbf{c}(i+1) = \mathbf{c}(i) + \mu\mathbf{X}_{IN}(i)\mathbf{p}_{IN}(i)$
 $\hat{b}_1(i) = \text{sgn}[\mathbf{c}(i)^T \mathbf{r}(i)]$
 end i

ブロック処理していることを考慮すると、提案手法の時間平均 SIR_{av} は次式のように書き表される。

$$\text{SIR}_{av}(i) = \frac{\sum_{j=1}^J [\mathbf{c}_j^T(i)\mathbf{s}_1]^2}{\sum_{j=1}^J \|\mathbf{c}_j^T(i) [\mathbf{X}_j(i) - \alpha_j(i-1)\underline{\mathbf{X}}_{d_j}(i)] - b_{1,j}(i)\mathbf{c}_j^T(i)\mathbf{S}\|^2} \quad (19)$$

ただし

$$\left. \begin{aligned} \mathbf{X}_j(i) &= [\mathbf{r}_j(i), \mathbf{r}_j(i-1), \dots, \mathbf{r}_j(i-L+1)] \\ \underline{\mathbf{X}}_{d_j}(i) &= [\hat{\mathbf{r}}'_{d_j}(i), \hat{\mathbf{r}}'_{d_j}(i-1), \dots, \hat{\mathbf{r}}'_{d_j}(i-L+1)] \\ \mathbf{S} &= [\mathbf{s}_1, \mathbf{0}, \dots, \mathbf{0}] \end{aligned} \right\}$$

であり、Q₀ 回目の更新時における重み α は過去情報 (i ≤ Q₀ - 1) を用いて得られた c_j(i) を利用していることより α_j(i-1) と記述することにする。また、 $\underline{\mathbf{X}}_j(i)$, $\underline{\mathbf{X}}_{d_j}(i)$ は、試行回数 j 回目における i 回目の更新時に得られた $\underline{\mathbf{X}}(i)$, $\underline{\mathbf{X}}_d(i)$ を意味する。

i 回目の更新時の時間平均 SIR_{av} を最大とする重み α_j(i-1) は、式 (19) を偏微分した結果を零と置くことにより次式で得

られる。

$$\alpha_j(i-1) = \frac{\mathbf{c}_j^T(i)\underline{\mathbf{X}}_{d_j}(i)\underline{\mathbf{X}}_j^T(i)\mathbf{c}_j(i) - b_{1,j}(i)\mathbf{c}_j^T(i)\underline{\mathbf{X}}_{d_j}S^T\mathbf{c}_j(i)}{\mathbf{c}_j^T(i)\underline{\mathbf{X}}_{d_j}(i)\underline{\mathbf{X}}_j^T(i)\mathbf{c}_j(i)} \quad (20)$$

以上より、式 (20) で得られた重み α_j(i-1) を用いて式 (16) の $\mathbf{X}_{IN}(i)$ を求め、式 (17) の拘束条件式の下で、アフィン射影アルゴリズムを実行することより、MAI 抑圧能力の改善が期待できる。また、3つのステップからなる提案手法の手順を表2に示す。

4 計算機シミュレーション

4.1 シミュレーション条件

提案手法の有効性を検証するために、計算機シミュレーションにより LMS アルゴリズム [2], MOE [4], RLS アルゴリズム [6], Kalman filter アルゴリズム [7] を用いた手法および従来手法 [8] と提案手法の性能比較を行った。表3に本論文におけるシミュレーション諸元を示す。MAI 抑圧能力の評価量は、式 (19) を用いて時間平均 SIR_{av} の検証を行っている。ただし、従来手法の評価量は、α_j(i-1) = 0 の下で式 (19) を用いている。今回の計算機シミュレーションにおけるステップゲイン μ は、文献 [8] と同様に、i 回目の更新のとき

$$\mu = \max \{0.02 \times 0.992^i, 0.003\} \quad (21)$$

となるものを用いた [9]。

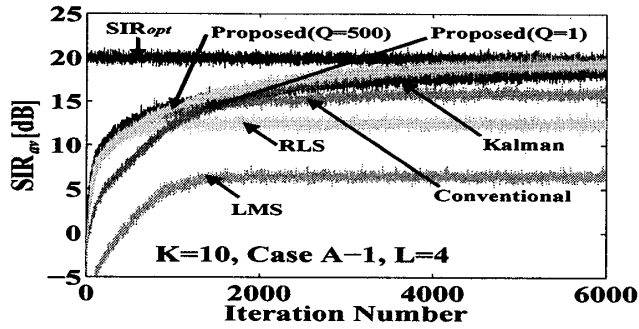
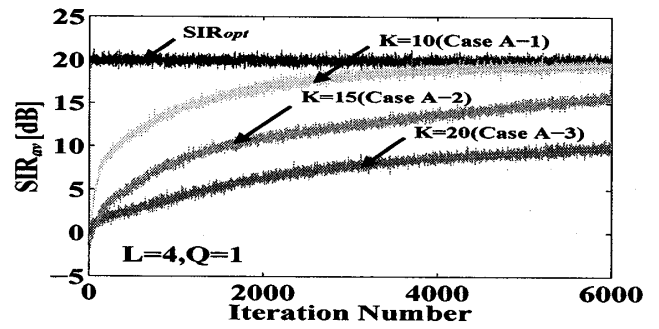
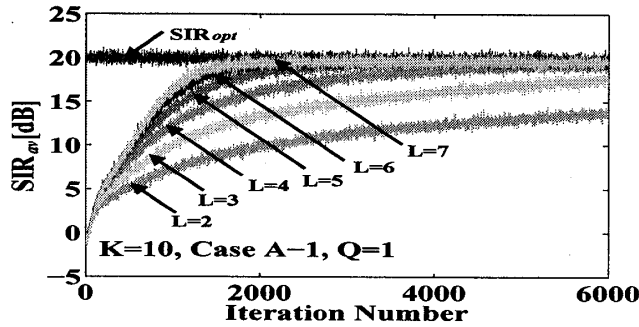
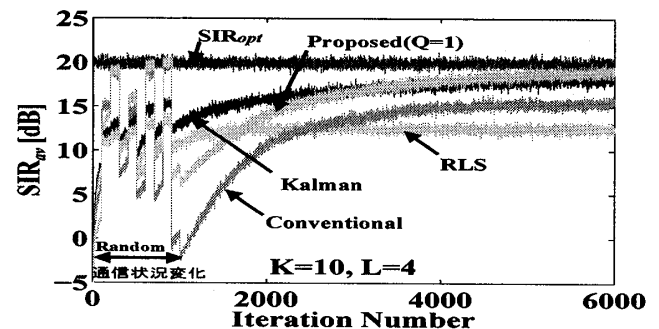
4.2 シミュレーション結果

表3の他ユーザの干渉信号条件に従って従来手法と提案手法の時間平均 SIR_{av}、及び SIR_{opt} を比較した結果を示す。ただし、SIR_{opt} は、文献 [8] の式 (3) を用いて、受信信号ベクトル {r(i)}_{i=1}⁶⁰⁰⁰ を既知としたとき、自己相関行列 $\mathbf{R}_r = \frac{1}{6000} \sum_{i=1}^{6000} \mathbf{r}(i)\mathbf{r}(i)^T$ とし、事前に MOE 解 c_{opt} を算出する。その後、α_j(i-1) = 0 の下で、式 (19) より時間平均 SIR_{av} を求めた結果である。すなわち、MOE 解の上限値 (理論値) を表している。また、図1の Proposed(Q = 1) は従来手法 (Step 1) を1回更新 (Q = 1) した後に提案手法 (Step 2,3) を適用し、同様に Proposed(Q = 500) は従来手法 (Step 1) を500回更新 (Q = 500) した後に提案手法 (Step 2,3) を適用した結果である。また、比較対象とした LMS アルゴリズム、RLS アルゴリズム、Kalman filter アルゴリズムを用いた各手法の初期値及び係数は文献 [8] の値を用いている。

図1は、ユーザ数 K = 10, Q = 1, 500, 干渉信号条件 Case A-1 における提案手法と従来手法を含めた各手法の時間平均 SIR_{av} を比較した結果である。図1より提案手法 (Q=1) では従来手法や LMS アルゴリズム、RLS アルゴリズム、Kalman

表3: シミュレーション諸元

Number of active users	K = 10, 15, 20	
Processing gain	N = 31	
Spread sequence	Gold sequence	
Amplitude of lth user (desired user) signal	A ₁ = 1	
SNR with lth user (desired user)	20 log $\frac{A_1}{\sigma} = 20[\text{dB}]$	
SNR with kth users	Case A-1	20 log $\frac{A_k}{A_1} = \begin{cases} 30[\text{dB}], (k = 2 \sim 6) \\ 40[\text{dB}], (k = 7 \sim 9) \\ 50[\text{dB}], (k = 10) \end{cases}$
	Case A-2	20 log $\frac{A_k}{A_1} = \begin{cases} 30[\text{dB}], (k = 2 \sim 10) \\ 40[\text{dB}], (k = 11 \sim 14) \\ 50[\text{dB}], (k = 15) \end{cases}$
	Case A-3	20 log $\frac{A_k}{A_1} = \begin{cases} 30[\text{dB}], (k = 2 \sim 10) \\ 40[\text{dB}], (k = 11 \sim 19) \\ 50[\text{dB}], (k = 20) \end{cases}$
Set of Q	Q = 1, 500	
Number of runs	J = 300	

図1: 各手法による時間平均 SIR_{av} 図3: ユーザ数の変化による時間平均 SIR_{av} 図2: APA の次数 L に対する提案手法の時間平均 SIR_{av} 図4: 通信状況の変化による時間平均 SIR_{av}

filter アルゴリズムを用いた手法と比べても高い MAI 抑圧能力を示しており、最終的にほぼ MOE 解の上限値 SIR_{opt} と同等の値に収束していることが分かる。一方、収束速度の点では各手法と比較すると劣っているが、Step1 における処理をより多く行った提案手法 ($Q=500$) では収束速度が改善されている。このことから提案手法では Q (Step1 を行う回数) を適切に設定することによって収束速度が改善されることが分かる。

図2は、ユーザ数 $K=10$, $Q=1$, 干渉信号条件 Case A-1 に対して APA の次数 $L=2, 3, \dots, 7$ における提案手法の時間平均 SIR_{av} を比較した結果である。図2より提案手法では、APA の次数 L を増加することで、より収束速度が早くなること分かる。

図3は、干渉信号条件として表3の Case A-1, Case A-2, 及び Case A-3 となるように設定した場合の提案手法の時間平均 SIR_{av} を比較した結果である。図3からユーザ数 $K=10$ (Case A-1) では MOE 解の上限値 SIR_{opt} に収束していることが分かる。また $K=15$ (Case A-2), $K=20$ (Case A-3) の場合も更新回数を増やすことで上限値に収束することを確認している。以上より、提案手法はユーザ数 K を増加させても高い MAI 抑圧能力を実現可能な手法である。

図4は、ユーザ数 $K=10$, APA の次数 $L=4$, $Q=1$ に対して初期の干渉信号条件を Case A-1 とし、更新回数1000回まで100回ごと(100, 200, ..., 1000)にランダムに通信状況が変化した場合の提案手法と各手法の時間平均 SIR_{av} を比較した結果である。図4より、提案手法は他の各手法と比較して通信状況が変化しても優れた MAI 抑圧能力を持っていることが分かる。しかしながら提案手法は RLS アルゴリズム、Kalman filter アルゴリズムと比較して収束速度が劣っている。そこで、図4で提案手法の MAI 抑圧能力が RLS アルゴリズム及び Kalman filter アルゴリズムを用いた手法と同等になるまでの時間を計算してみる。本研究では1次変調として BPSK 変調を想定しているため、1回の更新に要する時間は1bitデータの送信時間に相当する。現在の移動体通信におけるデータ伝送速度が約384kbit/secであることを考慮すると、提案手法の MAI 抑圧能力が RLS アルゴリズムを用いた

手法と同等になるまでに約 4.7×10^{-3} sec (更新回数約1800回)、Kalman filter アルゴリズムを用いた手法と同等になるまでに約 8.6×10^{-3} sec (更新回数約3300回)であり、この程度の収束速度の劣化であればユーザに支障をきたすものではないといえる。

4.3 まとめ

本論文では、アフィン射影アルゴリズムに基礎をおくブラインドマルチユーザ検出器の MAI 抑圧能力を改善する手法について提案した。提案手法は、従来手法の拘束条件に対して、適切な拘束条件へ変更した結果、高い MAI 抑圧能力を得ている。

提案手法の有効性は計算機シミュレーションを用いて明らかにされており、従来手法よりも時間平均 SIR_{av} が改善されており、LMS アルゴリズム、RLS アルゴリズム、Kalman filter アルゴリズムを用いた各手法と比較しても優れた性能を得ているといえる。また、提案手法は通信状況、APA の次数 L , 及びユーザ数 K の変化においても MOE 解の上限値 SIR_{opt} と同等な MAI 抑圧能力を得ている。以上のことから、提案手法は高い MAI 抑圧能力を実現可能なブラインドマルチユーザ検出器といえる。

今後の課題として、様々な環境下(例えば、マルチパスフェージング)への対応などが挙げられる。

参考文献

- [1] S. Verdu, *Multuser Detection* 2nd Ed., Cambridge Univ. Press, 1998.
- [2] M. Honing, U. Madhow, and S. Verdu, "Blind adaptive multiuser detection," *IEEE Trans. on Information Theory*, vol.41, no.4, pp.944-960, Jul. 1995.
- [3] K. Fukawa, and H. Suzuki, "Orthogonalizing matched filter (OMF) detection for DS-SS mobile radio system," *IEEE Trans. on Vehicular Technology*, vol.48, no.1, pp.188-197, Jan. 1999.
- [4] 宮島 照行, "CDMA 通信方式のためのブラインド受信機," システム制御情報学会誌, vol.46, No.12, pp.733-738, Dec. 2002.
- [5] 南雄 大朗, 大竹 孝平, "DS/SS 通信方式における干渉雑音抑圧用ブラインド型適応 MSINR フィルタ," 信学論 (A), vol.136-A no.11 pp.1207-1218, Nov. 2003.
- [6] H.V. Poor, and X. Wang, "Code-aided interference suppression for DS/SS communications, Part II: Parallel blind adaptive implementations," *IEEE Trans. on Communication*, vol.45, no.9, pp.1112-1122, Sep. 1997.
- [7] X.D. Zhang, and W. Wei, "Blind adaptive multiuser detection based on Kalman filtering," *IEEE Trans. Signal Processing*, vol.50, no.1, pp.87-95, Jan. 2002.
- [8] J. Li, and X. Zhang, "Blind Adaptive Multiuser Detection Based on Affine Projection Algorithm," *IEEE Signal Processing Letters*, vol.12, no.10, pp.673-676, Oct. 2005.
- [9] H.C. Shin, A.H. Sayed, and W.J. Song, "Variable step-size NLMS and affine projection algorithms," *IEEE Signal Process. Letters*, vol.11, no.1, pp.132-135, Jan. 2004.