内点最小2乗アルゴリズムによる数値的に安定な移動雑音除去

正員 陶山 健仁* 非会員 高橋 弘太**

A Numerically Stable Moving Noise Reduction using Interior Point Least Square Algorithm

Kenji Suyama*, Member, Kota Takahashi**, Non-member

In this paper, we propose a new method for a moving noise reduction with a numerical stability via 2-channel microphone array using the interior point least square (IPLS) algorithm. The noise reduction system is realized by the frequency domain generalized sidelobe canceller (FDGSC) and the IPLS algorithm is applied to form the null of array for the direction of moving noisy source adaptively. The IPLS algorithm is based on the interior point method for the constrained optimization method, and can guarantee the numerical stability at the learning and thus, we obtain the target sound extracted with a high S/N. A superior performance of the proposed method is presented by several computer simulation results when using the speech signal as the noisy source signal.

キーワード：マイクロホンアレー，適応フィルタ，学習アルゴリズム，最適化

Keywords: microphone array, adaptive filter, learning algorithm, optimization

1. まえがき

パソコンを用いた遠隔会議や音声認識におけるハンズフリー音声入力を目的として，2 個のマイクロホン (2ch マイクロホンアレー) を用いた雑音環境下での高 S/N 受信技術が注目されている^{(1)~(6)}。2ch マイクロホンアレーは，サウンドカードに搭載されているステレオ入力を用いて簡易に実現できるため，音響信号の採取に特別な集音装置を必要としないという利点がある。その反面，空間的解像度の低さのため，遅延和アレー⁽⁷⁾のような同期加算のみでは高 S/N 出力を得ることが困難である。そのため，一般化サイドローブキャンセラによる手法⁽¹⁾⁽²⁾や，スペクトルサブトラクションを用いた手法⁽⁴⁾等により，高 S/N 出力を得る手法が検討されてきた。

我々は，一般化サイドローブキャンセラ (Generalized Sidelobe Canceller: GSC)⁽⁸⁾を用いて，特定の話者 (目

的音源) が発する音声 (目的音) を抽出することを考えている。特に，目的音源とは別の話者 (雑音源) が移動しながら音声 (雑音) を発している状況において，雑音を除去することによって高 S/N 出力を得ることを検討している。GSC は，固定ビームフォーマを用いて目的音源方向に対する感度を一定に保ちながら，サイドローブキャンセラを用いて雑音源方向にアレーの指向特性のヌルを形成して雑音を除去する。ヌル方向は，ビームフォーマの出力とサイドローブキャンセラの出力の間の 2 乗誤差を最小にすることによって調整する。雑音源の移動に合わせてヌルを形成する必要があるため，ヌルは学習によって適応的に更新する。その際，適応アルゴリズムには以下の条件が必要となる。

- (1) 1 回の更新に要する計算負荷が小さい。
- (2) 有色かつ非定常信号である音声信号に対して適用可能である。
- (3) 雑音源方向の急激な変動に対して安定動作可能である。

従来の GSC の学習には，計算負荷の小さい正規化 LMS (Normalized LMS: NLMS) アルゴリズムがしばしば用いられてきた。しかしながら，雑音が有色信号である場合は，収束が遅いことが知られており，雑音源が高速に移動する場合に移動方向に追従することは困難である。また，更新量を入力信号のパワーで正規化が必要があるため，音声信号のように無音区間を含む場合は，学習が発散することがある。

* 東京電機大学工学部電気工学科

〒101-8457 東京都千代田区神田錦町 2-2

Department of Electrical Engineering, Tokyo DENKI University,

2-2, Kanda-Nishikicho, Chiyoda-ku, Tokyo 101-8457

** 電気通信大学電気通信学部情報通信工学科

〒182-8585 東京都調布市調布ヶ丘 1-5-1

Department of Information and Communication Engineering, The University of Electro-Communications.

1-5-1, Chofugaoka, Chofu-shi, Tokyo 182-8585

一方、相関行列の逆行列を再帰的に算出し、最小 2 乗推定値を導出する RLS アルゴリズムを用いれば、雑音がある有色信号である場合にも高速な収束が可能である。RLS アルゴリズムでは、更新時までの全入力信号に基づいて学習するため、無音区間を含む音声の場合にも学習は発散しない。しかしながら、適応処理を時間領域で行う場合⁽¹⁾は、サイドローブキャンセラを構成する線形フィルタの次数の 2 乗のオーダーの計算量が必要である。これに対し、周波数領域 GSC(Frequency Domain GSC: FDGSC)⁽²⁾のようにマイクロホンの受信音を離散フーリエ変換し、周波数領域で適応処理を行えば、各帯域において調整すべき係数は 1 つとなるため、計算量の大幅な削減が可能となる。しかしながら、RLS アルゴリズムは過渡状態において数値的不安定性を生じるという問題があるため、学習開始時や音声が無音区間を経て再生される場合、雑音源方向が急激に変動する場合のように状態が変動する状況において、数値的不安定性を生じやすい。そのため、雑音源移動方向に正確にヌルを形成できず、S/N が低下する原因となる。

それに対し、制約付最適化問題に対する解法である内点法⁽⁹⁾に基づく内点最小 2 乗 (Interior Point Least Square: IPLS) アルゴリズム⁽¹⁰⁾は、重み感度を制約条件として適応動作を行なうため、過渡状態においても数値的安定性を保ちうるという利点がある。時間領域で IPLS アルゴリズムを動作させた場合、フィルタ次数の 2.2 乗オーダーの計算量を要するが、2 チャンネルマイクロホンアレーの FDGSC で動作させた場合、RLS アルゴリズムと同じオーダーの計算量に抑えることが可能である。IPLS アルゴリズムの適用例は、少量の狭帯域複素時系列を用いた高速チャンネル等化⁽¹¹⁾が報告されているのみであり、本論文で対象とする無音区間を含む雑音信号や移動雑音源に対する有効性は明らかではない。

本論文では、2 チャンネルマイクロホンアレーによる移動雑音除去を FDGSC を用いて行なう場合の学習アルゴリズムとして、IPLS アルゴリズムを適用することにより、数値的に安定な移動雑音除去が可能であることを示す。雑音源として音声信号を用いた計算機シミュレーションにより、RLS アルゴリズムを用いた場合と比べて数値的に安定で、かつ高 S/N 出力が得られることを示す。

2. 2ch マイクロホンアレーを用いた FDGSC による移動雑音除去

本章では、2ch マイクロホンアレーによる移動雑音除去問題について述べ、周波数領域一般化サイドローブキャンセラ (FDGSC) を用いて、移動雑音を除去する方法について簡単にまとめる。

2.1 問題設定 図 1 に示すように、空間中に目的音 $s(t)$ を発する目的音源と、雑音 $n(t)$ を発する雑音源がある。 $s(t)$ と $n(t)$ は互いに無相関な音声とする。 $s(t)$ の方向はマイクロホン 1 からみて正正面 ($\theta = 0$) に固定し、 $n(t)$ の方向 $\theta(t)$ は時刻と共に変動する。これらの音響信号を、

図 1 2 チャンネルマイクロホンアレーによる移動雑音除去の問題設定

Fig. 1. Problem description of the moving noise reduction via 2 channel microphone array.

図 2 帯域 n における FDGSC の構成

Fig. 2. A construction of FDGSC at the n -th frequency band.

空間中に配置した 2 個のマイクロホンで受信し、マイクロホン 1 の受信音を $u_1(t)$ 、マイクロホン 2 の受信音を $u_2(t)$ とする。マイクロホン間の距離 d に比べ、音源が十分に離れていると仮定すると、マイクロホン付近では音波は平面波として伝搬すると仮定できる。また、伝搬による減衰はマイクロホン間で定数とみなすことができるので無視して考える。そのとき、 $u_m(t)$, ($m = 1, 2$) はマイクロホン 1 を基準として考えると、

$$u_1(t) = s(t) + n(t) \dots\dots\dots (1)$$

$$u_2(t) = s(t) + n(t - \tau(t)) \dots\dots\dots (2)$$

と書ける。ただし、 $\tau(t)$ は時刻 t におけるマイクロホン間の雑音到達遅延時間であり、

$$\tau(t) = \frac{d \sin \theta(t)}{c} \dots\dots\dots (3)$$

である。ただし、 c は音速である。2 チャンネルマイクロホンアレーによる移動雑音除去問題は、 $u_m(t)$, ($m = 1, 2$) から $n(t)$ を除去し、 $s(t)$ を抽出する問題である。

2.2 FDGSC による移動雑音除去 図 2 に、帯域 n における FDGSC の構成を示す。マイクロホンの受信音 $u_1(t)$ と $u_2(t)$ は、フレーム長 N で離散フーリエ変換 (DFT) して周波数領域に展開する。DFT は窓関数をかけて、 $N/2$ ずつ時間軸上で移動しながら行なうものとする。第 k フレーム、帯域 n の $u_1(t)$ および $u_2(t)$ の DFT 値を $U_{1n}(k)$, $U_{2n}(k)$ とする。

FDGSC は各帯域において、

(1) 固定ビームフォーマによる目的音の同相化

(2) サイドローブキャンセラによる適応的なヌル形成の手順で動作する。固定ビームフォーマによる目的音の同相化の目的は、目的音方向に 2ch マイクロホンアレーの指向特性のピークを設定し、目的音に対する感度を一定に保つことである。同相化は、目的音方向を $\theta = 0$ と仮定したので、

$$D_n(k) = \frac{1}{2} \{U_{1n}(k) + U_{2n}(k)\} \dots\dots\dots (4)$$

と加算すればよい。 $D_n(k)$ には、ゲインを 1 とした目的音成分のほかに、雑音成分が加わっている。つぎに、 $D_n(k)$ からサイドローブキャンセラ部で推定した雑音成分 $Y_n(k)$ を減算し、最終的に目的音成分のみを含む成分 $E_n(k)$ を抽出する。 $Y_n(k)$ は、 $U_{1n}(k)$ から $U_{2n}(k)$ を減算して目的音成分を除去した信号に、重み $W_n(k)$ を乗じて、

$$Y_n(k) = W_n^*(k) \{U_{1n}(k) - U_{2n}(k)\} \dots\dots\dots (5)$$

$$= W_n^*(k) U_n(k) \dots\dots\dots (6)$$

と算出する。ここで、 $*$ は複素共役、 $U_n(k) = U_{1n}(k) - U_{2n}(k)$ である。 $W_n(k)$ は、適応的に更新し、フレーム $k+1$ の $W_n(k+1)$ は $D_n(k)$ と $Y_n(k)$ の 2 乗誤差

$$|E_n(k)|^2 = |D_n(k) - Y_n(k)|^2 \dots\dots\dots (7)$$

を最小にするように更新する。これによって、雑音源の移動方向にヌルが形成されるように重みが調整される。

同様の操作を直流を除く全帯域 ($n = 1, 2, \dots, N/2$) について行ない、 $E_n(k)$, ($n = 0, 1, \dots, N-1$) を逆離散フーリエ変換 (IDFT) することにより、移動雑音を除去した目的音の推定値 $e(t)$ が得られる。

2.3 RLS アルゴリズムによる FDGSC の学習 本節では、代表的な FDGSC の学習アルゴリズムとして、4 章の計算機シミュレーションで比較対象として用いる RLS アルゴリズムについて述べる。

RLS アルゴリズムでは、 $W_n(k)$ を次式で更新する。
初期化：

$$W_n(0) = 0 \dots\dots\dots (8)$$

$$R_n^{-1}(0) = 1/\delta \dots\dots\dots (9)$$

第 k フレーム：

$$W_n(k+1) = W_n(k) + k_n E_n^*(k) \dots\dots\dots (10)$$

$$k_n = \frac{R_n^{-1}(k) U_n(k)}{\lambda + R_n^{-1}(k) |U_n(k)|^2} \dots\dots\dots (11)$$

$$R_n^{-1}(k+1) = R_n^{-1}(k) (1 - k_n U_n^*(k)) / \lambda \dots\dots\dots (12)$$

ここで、 $k_n \in C^1$ はカルマンゲイン、 $R_n(k) \in R^1$ は $U_n(k)$ の自己相関、 λ は忘却係数、 δ は $U_n(k)$ の初期分散である。

3. IPLS アルゴリズムによる FDGSC の学習

本章では、IPLS アルゴリズムによる数値的に安定な移

動雑音除去について述べる。まず、FDGSC における 2 乗誤差最小化問題を重み感度を考慮した制約付最小化問題として定式化し、IPLS アルゴリズムの概要についてまとめる。つぎに、IPLS アルゴリズムの更新則について述べる。

3.1 IPLS アルゴリズムの概要

IPLS アルゴリズムは、制約付最適化問題の解法である内点法で用いる対数障壁関数を重み更新のための評価関数として利用するアルゴリズムである。制約条件は、数値的安定性を保証するための重みのノルムに関する制約と、学習の発散を防ぐための制約である。これらの制約を考慮して、(7) 式の最小化問題を書き直すと、次式の制約付最小化問題となる。

$$\begin{aligned} \min \quad & |E_n(k)|^2 \\ \text{sub. to} \quad & |E_n(k)|^2 \leq \gamma_n(k) \dots\dots\dots (13) \\ & |W_n(k)|^2 \leq R^2 \\ & W_n(k) \in C^1 \end{aligned}$$

ここで、 $\gamma_n(k)$ は $|E_n(k)|^2$ の上限、 R^2 は $|W_n(k)|^2$ の上限である。(13) 式の問題に対する実行可能領域 $\Omega_n(k) = \{W_n(k) \in C^1 | |E_n(k)|^2 \leq \gamma_n(k), |W_n(k)|^2 \leq R^2\}$ は、図 3 に示すような 2 つの制約条件を満たす $W_n(k)$ 上の領域である。したがって、(13) 式の問題の解は、 $\Omega_n(k)$ の内部 (内点) に存在する。

IPLS アルゴリズムでは、(13) 式の問題を直接解くかわりに、 $\Omega_n(k)$ に対する対数障壁関数

$$\begin{aligned} \phi_n(k) \\ = -\log(\gamma_n(k) - |E_n(k)|^2) - \log(R^2 - |W_n(k)|^2) \\ \dots\dots\dots (14) \end{aligned}$$

を評価関数として用いる。 $\phi_n(k)$ は、 $\Omega_n(k)$ の境界で無限大に発散するので、必ず $\Omega_n(k)$ の内点で収束し、かつ対数関数の凸性により、必ず 1 つの極小点をもつ。 $\phi_n(k)$ は非線形関数であるが、Newton 法が 2 次収束するアルゴリズムであり、 $\phi_n(k)$ のような凸関数の場合、1 ステップで極小点付近に十分近づくことに基づいて、 $W_n(k)$ を更新する。

また、学習の進行に応じて実行可能領域 $\Omega_n(k)$ を調整する。すなわち、 $|E_n(k)|^2$ の変化が大きい場合は $\Omega_n(k)$ を広げ、小さい場合は $\Omega_n(k)$ を狭めるように $W_n(k)$ の可能な範囲を調整する。

図 3 制約付最小化問題に対する実行可能領域

Fig. 3. A feasible region for the constrained minimization problem.

3.2 IPLS アルゴリズムの更新則

IPLS アルゴリズムでは, $W_n(k)$ を次式で更新する。

初期化:

$$W_n(0) = 0 \quad \dots\dots\dots (15)$$

$$p_n(0) = 0 \quad \dots\dots\dots (16)$$

$$R_n(0) = 0 \quad \dots\dots\dots (17)$$

$$\nabla|E_n(0)|^2 = 0 \quad \dots\dots\dots (18)$$

第 k フレーム:

$$p_n(k) = \frac{k-1}{k} p_n(k-1) + \frac{1}{k} D_n^*(k) U_n(k) \quad \dots\dots\dots (19)$$

$$R_n(k) = \frac{k-1}{k} R_n(k-1) + \frac{1}{k} U_n^*(k) U_n(k) \quad \dots\dots\dots (20)$$

$$\nabla|E_n(k)|^2 = -2p_n(k) + 2R_n(k) \quad \dots\dots\dots (21)$$

$$\nabla^2|E_n(k)|^2 = 2R_n(k) \quad \dots\dots\dots (22)$$

$$s_n = \gamma_n(k) - |E_n(k)|^2 = \beta R[\nabla|E_n(k)|^2] \quad \dots\dots\dots (23)$$

$$t_n = R^2 - |W_n(k)|^2 \quad \dots\dots\dots (24)$$

$$\nabla\phi_n(k) = \frac{\nabla|E_n(k)|^2}{s_n(k)} + \frac{2W_n(k)}{t_n(k)} \quad \dots\dots\dots (25)$$

$$\nabla^2\phi_n(k) = \frac{(\nabla|E_n(k)|^2)^2}{s_n^2(k)} + \frac{\nabla^2|E_n(k)|^2}{s_n(k)} + \frac{4|W_n(k)|^2}{t_n^2(k)} + \frac{2}{t_n(k)} \quad \dots\dots\dots (26)$$

$$W_n(k+1) = W_n(k) - (\nabla^2\phi_n(k))^{-1} \nabla\phi_n(k) \quad \dots\dots (27)$$

ここで, $p_n(k)$ は $D_n(k)$ と $U_n(k)$ の相互相関, $R_n(k)$ は $U_n(k)$ の自己相関, $s_n(k)$ と $t_n(k)$ は制約条件 $|E_n(k)|^2 \leq \gamma_n(k)$ および $|W_n(k)|^2 \leq R^2$ に対するスラック変数である。(23) 式は $\Omega_n(k)$ の更新であり, $\nabla|E_n(k)|^2$ の大きさに比例して $\Omega_n(k)$ を伸縮する。 β は伸縮サイズを調整するパラメータである。(27) 式右辺第 2 項は, Newton 法の 1 ステップの更新量である。

全帯域において, 定数倍を除く乗算回数が RLS アルゴリズムの場合 $8(N/2-1)$ 回であるのに対し, IPLS アルゴリズムでは $13(N/2-1)$ 回に増加するが, $O(N)$ の計算オーダーである。これは FFT に要する計算オーダー $O(N \log_2 N)$ を考慮しても, 時間領域で同じ次数のフィルタに対し, IPLS アルゴリズムを動作させた場合の計算オーダー $O(N^{2.2})$ と比べて低い計算オーダーで実現できる。

4. 計算機シミュレーション

本章では, IPLS アルゴリズムを用いることにより数値的に安定な移動雑音除去が可能であり, RLS アルゴリズムを使用した場合と比べて出力の S/N が向上することを計算機シミュレーションによって示す。

4.1 シミュレーション条件

表 1 にシミュレーション

条件を示す。目的音源には音声信号(女声)を用いた。また, 雑音源の方向 $\theta(t)$ は, 正弦状変化とのこぎり状変化の 2 通りの方法で変化させた。正弦状変化では, $\theta(t) : [-60, -20]$ の範囲を周期 2.88[s] で正弦状に変動するように, 次式にしたがって変動させた。

$$\theta(t) = -40 + 20 \sin(2\pi t/2.88) \quad \dots\dots\dots (28)$$

のこぎり状変化では, $\theta(t) : [-60, -20]$ を周期 3.85[s] でのこぎり状に変動するように, 次式にしたがって変動させた。

$$\theta(t) = -60 + 40t/3.85 \quad \dots\dots\dots (29)$$

正弦状変化では半周期ごとになめらかな変極点があり, のこぎり状変化では 1 周期ごとに急激な変極点がある。

また, IPLS アルゴリズムと RLS アルゴリズムで用いるパラメータは, 予備実験により, 全てのシミュレーションに

表 1 計算機シミュレーション条件

Table 1. Conditions of the computer simulation.

item	condition
sampling frequency	8000 [Hz]
frame width N	256
width of two microphones d	80 [mm]

図 4 正弦状方向変化に対する重み感度: (a) 重み感度, (b) 方向変化

Fig. 4. A weight sensitivity for a variation of direction along the sine curve: (a) weight sensitivity, (b) variation of direction.

図 5 のこぎり状方向変化に対する重み感度: (a) 重み感度, (b) 方向変化

Fig. 5. A weight sensitivity for the variation of direction along the saw curve: (a) weight sensitivity, (b) variation of direction.

図 6 音声信号の正弦状方向変化に対する重み感度：(a) 雑音波形，(b) 重み感度，(c) 方向変化

Fig.6. A weight sensitivity for the variation of direction along the sine curve when using the speech signal as the noisy source : (a) waveform of noisy source (b) weight sensitivity, (c) variation of direction.

図 7 音声信号ののこぎり状方向変化に対する重み感度：(a) 雑音波形，(b) 重み感度，(c) 方向変化

Fig.7. A weight sensitivity for the variation of direction along the saw curve when using the speech signal as the noisy source : (a) waveform of noisy source (b) weight sensitivity, (c) variation of direction.

において， $\delta = 0.1$ ， $\lambda = 0.99$ ， $R = 10$ ， $\beta = 1$ と設定した。

4.2 雑音源方向変化に対する重み感度 本節では，雑音源の方向変化に対する重み感度を検証する。雑音信号の種類によらない重み変動を調べるため，雑音源には目的音 $s(t)$ と同じ分散をもつガウス性白色信号を用いた。また，重み感度は，全帯域における重み値の平均 2 乗 $\overline{W}(k)$

$$\overline{W}(k) = \frac{1}{N} \sum_{n=0}^{N-1} |W_n(k)|^2 \dots\dots\dots (30)$$

を用いて評価した。

図 4 に $\theta(t)$ が (28) 式にしたがって変動する場合，図 5 に $\theta(t)$ が (29) 式にしたがって変動する場合の重み感度を示す。いずれの結果においても，RLS アルゴリズムを用いた場合，学習開始時に急激な重み値の変動があり，かつ雑音源方向の変化に応じて重み値が変動している。一方，IPLS アルゴリズムを用いた場合は，学習開始時に急激な重み値

図 8 音声信号の正弦状方向変化時の出力 S/N

Fig.8. The output S/N at the variation of direction along the sine curve when using the speech signal as the noisy source.

図 9 音声信号ののこぎり状方向変化時の出力 S/N

Fig.9. The output S/N at the variation of direction along the saw curve when using the speech signal as the noisy source.

の変動はなく，かつ定常状態では雑音源の移動方向とは無関係に重み値が一定に保たれていることが確認できた。

4.3 音声信号の方向変化に対する重み感度 本節では，雑音信号として音声信号を用いた場合の移動音源に対する重み感度を検証する。表 1 の条件のもとで，雑音源には目的音 $s(t)$ と同じ分散をもつ音声信号 (男声) を用いた。また，重み感度は， $\overline{W}$ を用いて評価した。

図 6 に $\theta(t)$ が (28) 式にしたがって変動する場合，図 7 に $\theta(t)$ が (29) 式にしたがって変動する場合の重み感度を示す。いずれの結果においても，RLS アルゴリズムを用いた場合，方向変化に対する重み変動に加え，例えば 6[s]，11[s] 付近の無音区間を経て再び再生されたときに重みの急激な変動がある。一方，IPLS アルゴリズムを用いた場合は，無音区間には関係なく重みが一定に保たれていることが確認できた。

4.4 IPLS アルゴリズムによる S/N の改善 本節では，IPLS アルゴリズムを用いて，数値的安定性を保証することによる FDGSC の出力 S/N の改善について検証する。雑音源には音声信号 (男声) を用いた。

図 8 に $\theta(t)$ が (28) 式にしたがって変動する場合, 図 9 に $\theta(t)$ が (29) 式にしたがって変動する場合の入力 S/N に対する出力 S/N を示す。いずれの結果においても, 4・2 節, 4・3 節で検証した通り, RLS アルゴリズムは学習開始時や, 方向変動時, 無音区間を経た再生時等の状態変化時に数値的不安定性を生じやすいため, 出力 S/N は低く, 移動雑音除去には不向きであるといえる。一方, IPLS アルゴリズムを用いた場合は, 数値的安定性が保証されているため, 状態変化時にも重みが急激に変動することなく, 高 S/N 出力が得られることが確認できた。

5. む す び

本論文では, 2 チャンネル周波数領域一般化サイドローブキャンセラの学習アルゴリズムに内点最小 2 乗アルゴリズムを用いた数値的に安定な移動雑音除去について述べた。内点最小 2 乗アルゴリズムは, 重み感度を制約条件として設定し, 制約条件を満たす領域の境界において無限大に発散する対数障壁関数を評価関数として用いるアルゴリズムであり, 学習における数値的安定性を保証可能なアルゴリズムである。計算機シミュレーションによって, RLS アルゴリズムの問題点であった数値的不安定性を生じることなく, 無音区間を含む雑音が急激に移動する場合においても, 高 S/N 出力が得られることを示した。

(平成 15 年 3 月 25 日受付)

文 献

- (1) Y. Nagata and M. Abe: "Two-Channel Adaptive Microphone Array with Target Tracking", *T. IEICE Japan*, Vol.J82-A, No.6, pp.860-866 (1999-6) (in Japanese)
永田仁史・安倍正人:「話者追尾 2 チャンネルマイクロホンアレーに関する検討」, 信学論, **J82-A**, 6, pp.860-866 (1999-6)
- (2) H. Kawakami, M. Abe, and M. Kawamata: "Adaptive Target Tracking Algorithm for Two-Channel Microphone Array Using Generalized Sidelobe Cancellers", *Tech. Report of IEICE Japan*, No.DSP2001-108, pp.61-68 (2001-10) (in Japanese)
川上裕幸・阿部正英・川又政征:「一般化サイドローブキャンセラを用いた 2 チャンネルマイクロホンアレーにおける適応話者追尾アルゴリズムの提案」, 信学技報, DSP2001-108, pp.61-68, (2001-10)
- (3) S. Tanigawa and N. Hamada: "Direction-of-Arrival Estimation of Speech Using Virtually Generated Multichannel Data from Two-Channel Microphone Array", *T. IEICE Japan*, Vol.J85-A, No.2, pp.153-161 (2002-2) (in Japanese)

谷川真一・浜田 望:「2 チャンネルマイクロホンアレーの仮想多チャンネル化による音声の到来方向推定法」, 信学論, **J85-A**, 2, pp.153-161 (2002-2)

- (4) M. Mizumachi and M. Akagi: "Noise Reduction by Paired-Microphones Using Spectral Subtraction", *T. IEICE Japan*, Vol.J82-A, No.4, pp.503-512 (1999-4) (in Japanese)
水町光徳・赤木正人:「マイクロホン対を用いたスペクトルサブトラクションによる雑音除去法」, 信学論, **J82-A**, 4, pp.503-512 (1999-4)
- (5) K. Nakadai, H. Okuno, and H. Kitano: "Real-Time Sound Source Localization and Separation for Robot Audition", *Proc. International Conf. on Spoken Language Processing*, pp.193-196, Denver (2002-9)
- (6) K. Suyama and K. Takahashi: "A Target Sound Extraction via 2ch Microphone Array Using Phase Information", *T. IEE Japan*, Vol.123-C, No.7, pp.1271-1276 (2003-7) (in Japanese)
陶山健仁・高橋弘太:「位相情報を利用した 2ch マイクロホンアレーによる目的音抽出」, 電学論 C, **123**, 7, pp.1271-1276 (2003-7)
- (7) 大賀寿郎・山崎芳男・金田 豊: 音響システムとデジタル処理, コロナ社 (1995)
- (8) S. Haykin: "Adaptive filter theory", PRENTICE HALL, (1991)
- (9) 小島政和・土谷 隆・水野真治・矢部 博, 内点法, 朝倉書店 (2001)
- (10) K.H. Afkhamie, Z.Q. Luo, and K.M. Wong: "Adaptive linear filtering using interior point optimization techniques", *IEEE Trans. SP*, Vol.48, No.6, pp.1637-1648 (2000-6)
- (11) K.H. Afkhamie, Z.Q. Luo, and K.M. Wong, "Interior point least squares estimation: transient convergence analysis and application to MMSE decision-feedback equalization", *IEEE Trans. SP*, Vol.49, No.7, pp.1543-1555 (2001-7)

陶 山 健 仁 (正員) 1998 年 3 月電気通信大学大学院電子情報学専攻博士課程修了。1998 年 4 月同助手。1999 年 4 月東京理科大学工学部経営工学科助手。2002 年 9 月東京電機大学工学部電気工学科講師。工学博士。マイクロホンアレー, 音源定位, デジタルフィルタ設計に関する研究に従事。電子情報通信学会, 信号処理学会会員。

高 橋 弘 太 (非会員) 1984 年 3 月東京大学工学部計数工学科卒業。1986 年同大学院修士課程修了。1986 年同助手。1994 年電気通信大学電気通信学部電子情報学科講師, 1996 年同助教授。現在, 同情報通信工学科助教授。工学博士。実時間信号処理システム, FPGA による信号処理システム, 音源定位, 独立成分分析, 視聴覚融合の研究に従事。電子情報通信学会, 日本音響学会, IEEE 会員。