

推薦論文

FOBOSを用いたスパース性を持つインパルス応答の推定

奇藤 圭人^{1,a)} 田中 諒² 村上 隆啓³

受付日 2015年12月8日, 採録日 2016年7月5日

概要: 本論文では, 音響空間のインパルス応答に代表されるスパース性を持つインパルス応答の推定法として FOBOS (Forward Backward Splitting) と呼ばれる最適化手法を応用した手法を提案する. FOBOS は損失項および正則化項と呼ばれる 2 つの項からなる評価関数を, 効率良く最適化することができるアルゴリズムである. 提案法では, 未知のシステムと並列に推定システムを構成し, それらのシステムに既知の信号を入力したときに得られる出力の差を推定雑音として, 損失項に推定雑音の尖度, 正則化項にインパルス応答の L1 ノルムを持つ評価関数を構成し, これを FOBOS によって最適化することで未知のインパルス応答を推定する. この評価関数では, 尖度によって非ガウス性を評価し, また, L1 ノルムによってスパース性を評価している. そのため, 提案法では非ガウス性とスパース性を同時に最適化している. 雑音環境下におけるシミュレーションによって, 提案法が従来法よりも正規化誤差 (NEL) を大幅に改善することが示された.

キーワード: FOBOS, インパルス応答, スパース性, L1 最適化, 尖度

Estimation of a Sparse Impulse Response Using FOBOS

KEITO KITO^{1,a)} RYO TANAKA² TAKAHIRO MURAKAMI³

Received: December 8, 2015, Accepted: July 5, 2016

Abstract: In this paper, we propose a method of estimating a sparse impulse response of a system using FOBOS (Forward Backward Splitting). FOBOS is one of the optimization methods and efficiently optimizes a cost function consisting of two functions called a loss function and a regularization function. In our method, the cost function consists of kurtosis as a loss function and an L1-norm as a regularization function. Then, an unknown impulse response is estimated by optimizing the cost function using FOBOS. Our cost function evaluates non-Gaussianity by the kurtosis and sparsity by the L1-norm. Therefore, the proposed method simultaneously optimizes non-Gaussianity and sparsity. In a simulation in a noisy environment, we show that the performance in terms of the normalized error level (NEL) is greatly improved by the proposed method in comparison to the conventional methods.

Keywords: FOBOS, Impulse Response, Sparsity, L1 Optimization, Kurtosis

1. はじめに

インパルス応答の推定は様々な信号処理技術において必要不可欠な技術である. たとえば音響信号処理では, 音響空間のインパルス応答を推定することで, 一般的な部屋の中でもコンサートホールのような音場を再現することができ, また, エコーキャンセラでは音の伝達経路を表すインパルス応答を用いることでエコーを除去できる. さらに, 建造物の非破壊検査においても音響信号を用いたイン

本論文の内容は 2015 年 9 月の FIT2015 第 14 回情報科学技術フォーラムにて報告され, 同プログラム委員長により情報処理学会論文誌ジャーナルへの掲載が推薦された論文である.

¹ 明治大学大学院理工学研究科電気工学専攻
Electrical Engineering Program, Graduate School of Science and Technology, Meiji University, Kawasaki, Kanagawa 214-8571, Japan

² 明治大学研究・知財戦略機構
Organization for the Strategic Coordination of Research and Intellectual Properties, Meiji University, Kawasaki, Kanagawa 214-8571, Japan

³ 明治大学理工学部電気電子生命学科
Department of Electronics and Bioinformatics, School of Science and Technology, Meiji University, Kawasaki, Kanagawa 214-8571, Japan

a) gngn.strt.fz.kk@gmail.com

パルス応答推定法が応用されている [1].

これまでに、インパルス応答を推定する手法として MSE (Mean Square Error) アルゴリズム [2] を用いた手法, LMS (Least Mean Square) アルゴリズム [2] を用いた手法および TSP (Time-Stretched Pulse) 信号を用いた手法 [3] などが提案されている. MSE アルゴリズムを用いた手法では, 推定システムを未知システムと並列に構成し, これらのシステムに既知である信号を入力して得られる出力信号の差を推定雑音として, 推定雑音の 2 乗平均が最小になるようにシステムを推定する. LMS アルゴリズムを用いた手法は, MSE アルゴリズムを用いた手法を適応アルゴリズムへと改良した手法である. TSP 信号を用いた手法では, パルス信号を時間的に引き伸ばした TSP 信号を未知システムへの入力信号とし, そのときの未知システムからの出力信号と TSP 信号との畳み込み和を計算することによってインパルス応答を推定する. とりわけ, TSP 信号を用いた手法は音響インパルス応答の推定によく用いられている. 近年は, 独立成分分析 [4] を用いたインパルス応答の推定法もさかんに研究されている [5], [6]. 独立成分分析とは, 信号間の独立性を用いて信号の特徴を抽出する手法である. 文献 [5] では MSE アルゴリズムを用いた手法と同じ推定システムを用いており, 既知の信号を入力して得られる推定雑音と入力信号間の相互情報量を最小化することで, インパルス応答を推定している. また, 文献 [6] でも同様のシステムを用いて, 推定雑音の尖度の 2 乗を最大化することで, インパルス応答を推定している. これらの信号の独立性を利用した方法は, 従来の MSE アルゴリズムを用いた方法に代表される最小 2 乗誤差規範に基づく方法と比較して良好な結果が得られることが報告されている [5], [6].

本論文では, 音響インパルス応答の推定を想定している. 音響インパルス応答は, 振幅が零である要素が多く存在しており, スパース性を持つ. そこで, スパース性を利用したインパルス応答推定を行う.

スパース性を利用したインパルス応答推定法は, 今までも様々な手法が提案されている [7], [8]. 文献 [7] では, PNLMS (Proportionate Normalized Least Mean Square) と呼ばれるスパース性に応じた可変のステップサイズを持った LMS アルゴリズムを用いることで, スパース性を持つインパルス応答を推定している. また, 文献 [8] では, 近接勾配法と呼ばれる近接点法と勾配法を組み合わせた最適化手法を用いることで, スパース性を持ったインパルス応答の推定を行っている.

一方, スパース性はビッグデータ処理, 圧縮センシングおよび画像修復など様々な技術でも利用されており, 近年は情報理論, 統計学および信号処理などの多岐にわたる分野でスパース最適化の研究がさかに行われている [9], [10], [11], [12], [13]. スパース最適化は, L0 ノルムを最小化することと等価である. しかし, L0 ノルム最小

化は非線形最適化となり, 問題を解くことは困難である. そのため, L0 ノルム最小化を緩和した問題である L1 ノルム最小化が注目されており, L1 ノルムを最小化するために様々な手法が提案されている [10], [11], [12], [13].

本論文では, L1 ノルム最小化手法の 1 つである FOBOS (Forward Backward Splitting) [13] に着目する. FOBOS の特徴は, 損失項と正則化項からなる評価関数の最適解を, 2 つのステップによって求めることである. 提案法では, 損失項に推定雑音の尖度, 正則化項にインパルス応答の L1 ノルムを持つ評価関数を, FOBOS を用いて最適化することでインパルス応答を推定する. FOBOS では損失項と正則化項を異なるステップで最適化しているため, 尖度の最適化と L1 正則化を組み合わせた評価関数を効率良く最適化することが可能となる. これにより, 独立性とスパース性の両方が同時に最適化されるため, インパルス応答の推定精度が改善される.

また, FOBOS は, オンライン処理およびバッチ処理の両方に対して有効な手法である [13]. しかし, 本論文では, 対象としているモデルはバッチ処理が可能であるため, FOBOS をバッチ処理アルゴリズムとして利用する.

2. モデル

本論文では, 下式で表される離散時間 FIR システムを考える.

$$x(t) = \sum_{n=0}^{L-1} h(n)s(t-n) + e(t) \quad (1)$$

ここで, $x(t)$ は観測信号, $h(t)$ は長さ L のインパルス応答, $s(t)$ は平均が零の入力信号, $e(t)$ は平均が零で $s(t)$ と統計的に独立な雑音, t は離散時間を表すインデックスである. また, $h(t)$ および $e(t)$ は未知, $x(t)$ および $s(t)$ は既知とする. 式 (1) では, 他の多くのインパルス応答推定法と同様に, システムからの出力信号に雑音が加算されるモデルを想定している [5], [6], [7], [8].

式 (1) をベクトルを用いて表現すると, 下式となる.

$$x(t) = \mathbf{h}^T \mathbf{s}(t) + e(t) \quad (2)$$

ここで,

$$\mathbf{s}(t) = [s(t), s(t-1), \dots, s(t-L+1)]^T \quad (3)$$

$$\mathbf{h} = [h(0), h(1), \dots, h(L-1)]^T \quad (4)$$

であり, T はベクトルまたは行列の転置を表す.

図 1 は, 本論文で用いるシステムのブロック図である. ここで,

$$\hat{e}(t) = x(t) - \hat{\mathbf{h}}^T \mathbf{s}(t) \quad (5)$$

は推定雑音であり,

$$\hat{\mathbf{h}} = [\hat{h}(0), \hat{h}(1), \dots, \hat{h}(L-1)]^T \quad (6)$$

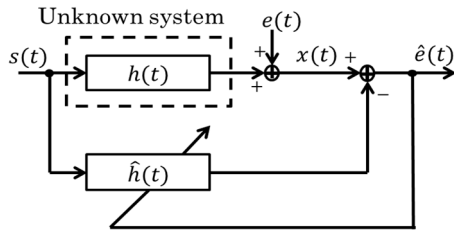


図 1 システムのブロック図

Fig. 1 A diagram of the proposed method.

は $\mathbf{h}$ の推定値である．本論文では， $\hat{e}(t)$ および $\hat{\mathbf{h}}$ の統計量を用いて $\hat{\mathbf{h}}$ を求める．

3. 既存法

3.1 MSE アルゴリズムを用いた推定法

MSE アルゴリズムを用いた手法 [2] は， $\hat{e}(t)$ の 2 乗平均を最小にすることでインパルス応答を推定する方法である．この手法では，下式で与えられる評価関数 $J_m(\hat{\mathbf{h}})$ を用いる．

$$J_m(\hat{\mathbf{h}}) = E\{\hat{e}^2(t)\} \quad (7)$$

ここで， $E\{\cdot\}$ は期待値を表す．この評価関数を最小にする最適解は，下式で求めることができる．

$$\hat{\mathbf{h}} = E\{\mathbf{s}(t)\mathbf{s}^T(t)\}^{-1}E\{\mathbf{s}(t)x(t)\} \quad (8)$$

3.2 尖度を用いた推定法

尖度を用いた手法 [6] では， $e(t)$ と $s(t)$ の独立性を利用して，独立性を測る尺度として $\hat{e}(t)$ の非ガウス性を表す尖度を用いて，それを零から遠ざけることによってインパルス応答を推定する．なお，この手法では， $e(t)$ は非ガウス分布に従うと仮定している．

平均が零の確率変数 a の尖度は下式で定義される．

$$\text{kurt}(a) = E\{a^4\} - 3E\{a^2\}^2 \quad (9)$$

a がガウス分布に従う場合， $\text{kurt}(a) = 0$ となる．一方，中心極限定理より，ある確率変数が互いに独立である確率変数の和で構成されていた場合，その確率分布は元の確率分布よりもガウス分布に近づく [14]．そのため， $\hat{e}(t)$ が $s(t)$ と $e(t)$ のどちらも含む場合，つまり， $\hat{\mathbf{h}} \neq \mathbf{h}$ の場合， $\hat{e}(t)$ の確率分布はガウス分布に近くなり， $\hat{e}(t)$ の尖度は零に近づく．一方， $\hat{\mathbf{h}} = \mathbf{h}$ の場合は， $\hat{e}(t)$ と $e(t)$ が等しくなり， $\hat{e}(t)$ の尖度は零から遠ざかる．よって， $\hat{e}(t)$ の尖度を零から遠ざけることによってインパルス応答を推定することができる．

以上の性質を利用して，尖度を用いた手法では下式で与えられる評価関数 $J_k(\hat{\mathbf{h}})$ を用いる．

$$J_k(\hat{\mathbf{h}}) = (E\{\hat{e}^4(t)\} - 3)^2 \quad (10)$$

$J_k(\hat{\mathbf{h}})$ は， $\hat{e}(t)$ の分散を 1 に正規化した場合の尖度を用いて

おり， $J_k(\hat{\mathbf{h}})$ を最大化することによって $\hat{\mathbf{h}}$ を求める． $J_k(\hat{\mathbf{h}})$ を最大化する $\hat{\mathbf{h}}$ は，勾配法に基づいて下式のような更新式によって得られる．

$$\hat{\mathbf{h}} \leftarrow \hat{\mathbf{h}} + \mu_k \frac{\partial J_k(\hat{\mathbf{h}})}{\partial \hat{\mathbf{h}}} \quad (11)$$

ここで， μ_k はステップサイズパラメータであり，また，

$$\frac{\partial J_k(\hat{\mathbf{h}})}{\partial \hat{\mathbf{h}}} = 8(E\{\hat{e}^4(t)\} - 3)E\{\mathbf{s}(t)\hat{e}^3(t)\} \quad (12)$$

である．

4. 提案法

4.1 評価関数の設定

提案法では， $s(t)$ と $e(t)$ の独立性と $\mathbf{h}$ のスパース性の両方を利用して， $\hat{\mathbf{h}}$ を求める． $s(t)$ と $e(t)$ の独立性に関しては，3.2 節で説明した手法と同様に， $\hat{e}(t)$ の尖度を用いる．また， $\mathbf{h}$ のスパース性に関しては $\hat{\mathbf{h}}$ の L1 ノルムを用いる．以上より，提案法では下式の評価関数 $J(\hat{\mathbf{h}})$ を定義する．

$$J(\hat{\mathbf{h}}) = -J_k(\hat{\mathbf{h}}) + \lambda \|\hat{\mathbf{h}}\|_1 \quad (13)$$

ここで， λ は独立性およびスパース性の比率を決めるパラメータ， $\|\cdot\|_1$ は L1 ノルムを表す．この評価関数では， $J_k(\hat{\mathbf{h}})$ の符号を反転させており， $J(\hat{\mathbf{h}})$ を最小化することで， $J_k(\hat{\mathbf{h}})$ の最大化および $\|\hat{\mathbf{h}}\|_1$ の最小化が同時に行われる．

4.2 評価関数の最適化

式 (13) で表される評価関数は，第 1 項を損失項，第 2 項を正則化項と見なすことで，FOBOS [13] によって最適化することができる．FOBOS では，損失項と正則化項の 2 つの項からなる評価関数について，2 つのステップによって最適解を求める．1 つ目のステップでは，損失項のみの勾配を求め，パラメータを更新する．2 つ目のステップでは，1 つ目のステップで更新したパラメータを用いて閉じた形での正則化を行う．これにより， $J_k(\hat{\mathbf{h}})$ と $\|\hat{\mathbf{h}}\|_1$ を組み合わせた評価関数を効率良く最適化することが可能となる．また，FOBOS は，オンライン処理およびバッチ処理の両方に対して有効な手法であるが，本論文で対象としているモデルではバッチ処理が可能であるため，FOBOS をバッチ処理アルゴリズムとして利用する．

FOBOS では，損失項および正則化項は凸関数でなければならないという制約がある [13]．そのため，本来は凸関数ではない $J_k(\hat{\mathbf{h}})$ を評価関数に使用することができない．しかし， $J_k(\hat{\mathbf{h}})$ の解の近傍では凸関数と見なせる．そこで，提案法では式 (8) などによって得られた解の近傍での $\hat{\mathbf{h}}$ の更新を行う．

FOBOS による $J(\hat{\mathbf{h}})$ の最適化の手順は以下のとおりである．以下の説明では， $\hat{\mathbf{h}}_i$ を i 回目の更新によって得られた $\hat{\mathbf{h}}$ とする．まず，初期値である解の近傍値を求める．解

の近傍値は、式 (8) で与えられる MSE 法などを使用して求める。次に、損失項である $-J_k(\hat{\mathbf{h}})$ のみの勾配を用いて $\hat{\mathbf{h}}_{i+\frac{1}{2}}$ を下式で求める。

$$\hat{\mathbf{h}}_{i+\frac{1}{2}} = \hat{\mathbf{h}}_i + \mu_k \frac{\partial J_k(\hat{\mathbf{h}}_i)}{\partial \hat{\mathbf{h}}_i} \quad (14)$$

ここで、 $\frac{\partial J_k(\hat{\mathbf{h}}_i)}{\partial \hat{\mathbf{h}}_i}$ は式 (12) で与えられる勾配である。さらに、式 (14) で求めた $\hat{\mathbf{h}}_{i+\frac{1}{2}}$ を用いて正則化を行い、 $\hat{\mathbf{h}}_{i+1}$ を下式によって求める。

$$\hat{\mathbf{h}}_{i+1} = \arg \min_{\hat{\mathbf{h}}} \left\{ \frac{1}{2} \|\hat{\mathbf{h}} - \hat{\mathbf{h}}_{i+\frac{1}{2}}\|^2 + \mu \lambda \|\hat{\mathbf{h}}\|_1 \right\} \quad (15)$$

ここで、 μ は L1 正則化についてのステップサイズパラメータであり、 $\mu \lambda$ で正則化の比率を決めるパラメータとなる。式 (15) は、 $\hat{\mathbf{h}}_{i+\frac{1}{2}}$ を大きくは変化させずに L1 ノルムを最小化することを意味している。式 (15) の最適解は閉じた形で与えられ、下式で表される。

$$\hat{h}_{i+1}^j = \text{sign}(\hat{h}_{i+\frac{1}{2}}^j) \left(|\hat{h}_{i+\frac{1}{2}}^j| - \mu \lambda \right) \quad (16)$$

ここで、 $\hat{h}_i^j$ は $\hat{\mathbf{h}}_i$ の j 番目の要素である。また、 $|\hat{h}_{i+\frac{1}{2}}^j| < \mu \lambda$ となる場合は $\hat{h}_{i+1}^j = 0$ とする。

5. シミュレーション

提案法の有効性を確認するために、スパース性を持ったインパルス応答、セミスパース性を持ったインパルス応答および実環境で測定した音響インパルス応答を用いて雑音環境下におけるシミュレーションを行った。本シミュレーションでは、まず、提案法を用いて推定したインパルス応答の波形を、2 次統計量を用いた既存法である MSE アルゴリズムを用いた手法、独立性を用いた既存法である尖度を用いた手法およびスパース性を用いた既存法である PNLMS アルゴリズムを用いた手法 [7] によって推定したインパルス応答の波形と比較した。次に、入力 SNR を 0 dB から 30 dB まで 5 dB ごとに変化させたときに得られた正規化誤差 (NEL) [15] を、既存法によって得られた NEL と比較した。最後に、スパース性の尺度 [16] を用いて、提案法のスパース性の許容度を調査した。本シミュレーションで使用した入力 SNR (inputSNR)、正規化誤差 (NEL)、スパース性の尺度 $sp(\hat{\mathbf{h}})$ はそれぞれ下式で定義される。

$$\text{inputSNR} = 10 \log_{10} \frac{\text{var}\{s(t)\}}{\text{var}\{e(t)\}} [\text{dB}] \quad (17)$$

$$NEL = 10 \log_{10} \frac{\|\mathbf{h} - \hat{\mathbf{h}}\|_2^2}{\|\mathbf{h}\|_2^2} [\text{dB}] \quad (18)$$

$$sp(\mathbf{h}) = \frac{\sqrt{L} - \frac{\|\mathbf{h}\|_1}{\|\mathbf{h}\|_2}}{\sqrt{L} - 1} \quad (19)$$

ここで、 $\text{var}\{\cdot\}$ は分散を表す。式 (19) で与えられる $sp(\mathbf{h})$ は、 $\mathbf{h}$ のスパース性が高いほど 1 に近づき、 $\mathbf{h}$ のスパース性が低いほど 0 に近づく。PNLMS アルゴリズムを用いた

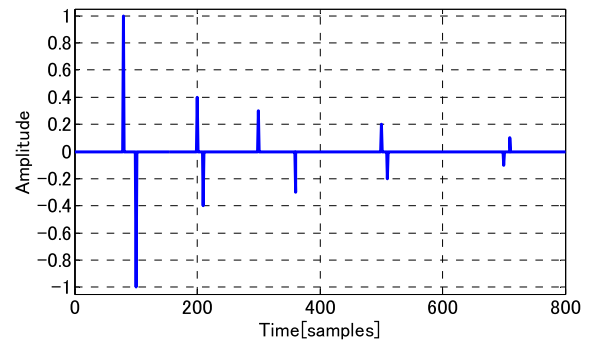


図 2 スパース性を持ったインパルス応答 ($sp(\mathbf{h}) = 0.946$)

Fig. 2 The sparse impulse response used for this simulation ($sp(\mathbf{h}) = 0.946$).

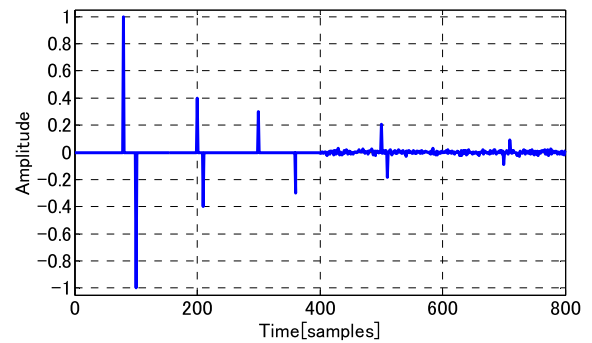


図 3 セミスパース性を持ったインパルス応答 ($sp(\mathbf{h}) = 0.874$)

Fig. 3 The semi-sparse impulse response used for this simulation ($sp(\mathbf{h}) = 0.874$).

手法では、このアルゴリズムはオンラインアルゴリズムであるため、すべてのシミュレーションにおいて、最後の 100 点で得られたインパルス応答を平均したものを用いた。

入力信号 $s(t)$ には MATLAB 関数 “randn” を用いて生成した正規分布乱数、雑音 $e(t)$ には MATLAB 関数 “rand” を用いて生成した一様分布乱数を使用した。信号の長さは、MSE アルゴリズムを用いた手法、尖度を用いた手法および提案法では 16,000 点とした。一方、PNLMS アルゴリズムを用いた手法では、16,000 点ではオンライン学習が収束しなかったため、信号の長さを 32,000 点とした。インパルス応答の長さは、スパース性を持つインパルス応答およびセミスパース性を持つインパルス応答では $L = 800$ とした。一方、実環境で測定した音響インパルス応答には、一般的な事務室で TSP 法 [3] を用いて測定したインパルス応答を用いた。このインパルス応答は、残響時間が $RT_{60} = 0.6$ s であったことから、サンプリング周波数 8 kHz を想定して $L = 4800$ とした。尖度を用いた手法および提案法において用いたインパルス応答の推定値 $\hat{\mathbf{h}}$ の初期値は、MSE アルゴリズムを用いた手法によって推定したインパルス応答とした。一方、PNLMS アルゴリズムを用いた手法では、インパルス応答の初期値は $\hat{\mathbf{h}} = \mathbf{0}$ とした [7]。シミュレーションに用いたスパース性を持ったインパルス応答を図 2、セミスパース性を持ったインパルス応答を図 3、実環境で

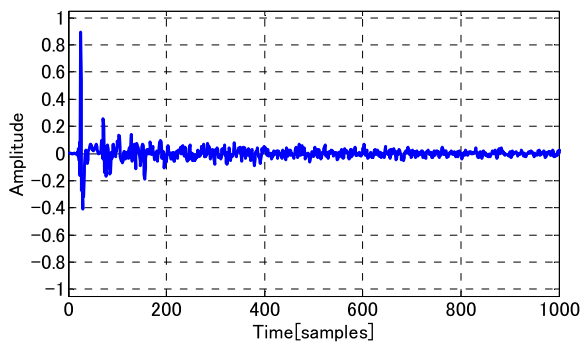


図 4 実環境で測定した音響インパルス応答 ($sp(\mathbf{h}) = 0.730$)

Fig. 4 The acoustic impulse response used for this simulation ($sp(\mathbf{h}) = 0.730$).

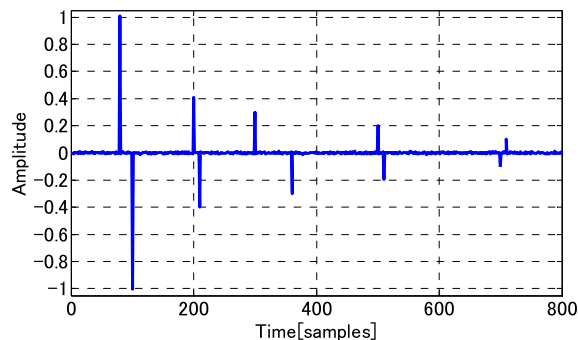


図 5 MSE アルゴリズムを用いた手法による推定結果（スパース性を持ったインパルス応答の場合，入力 SNR 10 dB）

Fig. 5 The estimated impulse response using the method based on the MSE algorithm (the sparse impulse response case, the input SNR is 10 dB).

測定した音響インパルス応答のうち 1–1,000 点目を図 4 に示す。図 3 に示したセミスパース性を持ったインパルス応答は、音響インパルス応答を想定したもので、音響インパルス応答は直接音、初期反射音および後部残響音の 3 つの部分に近似できる [17] ことから、図 2 に示したインパルス応答の 401 点目以降に後部残響音を想定して正規分布乱数を印加している。また、本来の後部残響音は減衰する乱数などでモデリングされるが、これを用いると後部残響音の部分にもスパース性が現れてインパルス応答全体のスパース性が強くなってしまうため、本シミュレーションでは、後部残響音として減衰しない正規分布乱数を使用した。

まず、スパース性を持ったインパルス応答を用いたシミュレーションによって得られた結果を示す。ここでは、入力 SNR を 10 dB とした。また、尖度を用いた手法および提案法における尖度のステップサイズ、提案法における $\|\hat{\mathbf{h}}\|_1$ の比率を決めるパラメータ、および PNLMS アルゴリズムを用いた手法におけるステップサイズ、 ρ および δ を事前の実験よりそれぞれ $\mu_k = 1.0 \times 10^{-4}$, $\mu\lambda = 3.0 \times 10^{-5}$, $\mu_p = 2.0 \times 10^{-2}$, $\rho = 1.0 \times 10^{-2}$, $\delta = 1.0 \times 10^{-2}$ とした。図 5 に MSE アルゴリズムを用いた手法によって得られたインパルス応答、図 6 に尖度を用いた手法によって得られ

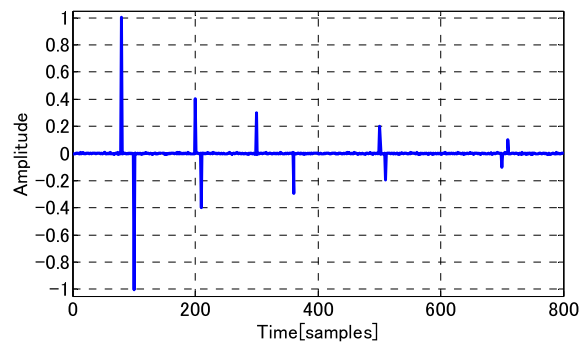


図 6 尖度を用いた手法による推定結果（スパース性を持ったインパルス応答の場合，入力 SNR 10 dB）

Fig. 6 The estimated impulse response using the method based on kurtosis (the sparse impulse response case, the input SNR is 10 dB).

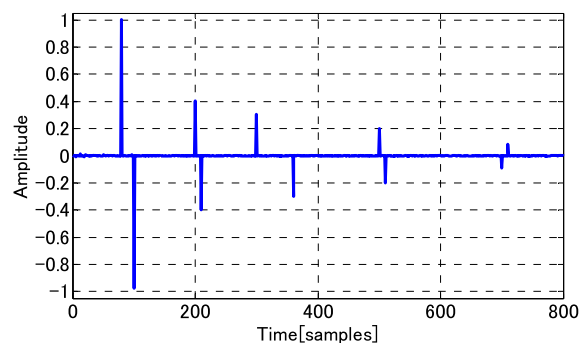


図 7 PNLMS アルゴリズムを用いた手法による推定結果（スパース性を持ったインパルス応答の場合，入力 SNR 10 dB）

Fig. 7 The estimated impulse response using the method based on the PNLMS algorithm (the sparse impulse response case, the input SNR is 10 dB).

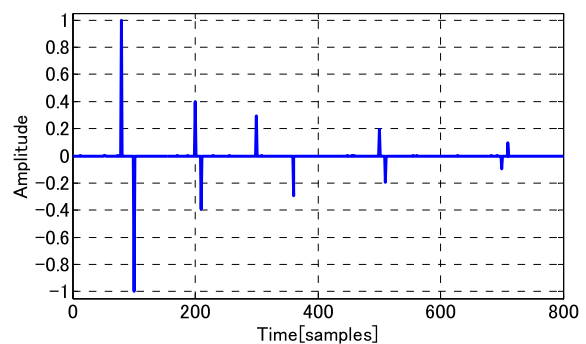


図 8 提案法による推定結果（スパース性を持ったインパルス応答の場合，入力 SNR 10 dB）

Fig. 8 The estimated impulse response using the proposed method (the sparse impulse response case, the input SNR is 10 dB).

たインパルス応答、図 7 に PNLMS アルゴリズムを用いた手法によって得られたインパルス応答、図 8 に提案法によって得られたインパルス応答を示す。図 5 および 6 を見ると、インパルス応答がおおまかに推定されていることが分かる。特に、尖度を用いた手法によって推定したインパルス応答は、MSE アルゴリズムを用いた手法によって

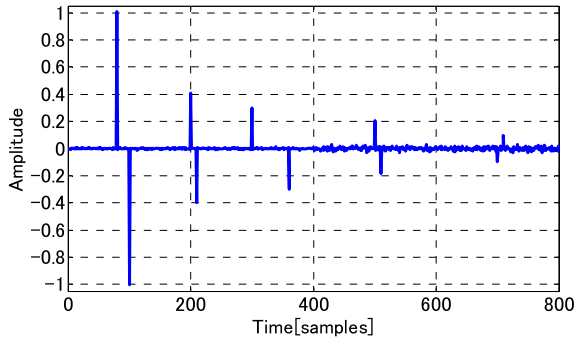


図 9 MSE アルゴリズムを用いた手法による推定結果（セミスパース性を持ったインパルス応答の場合，入力 SNR 10 dB）

Fig. 9 The estimated impulse response using the method based on the MSE algorithm (the semi-sparse impulse response case, the input SNR is 10 dB).

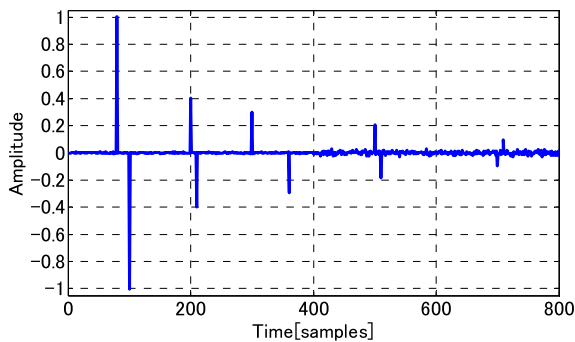


図 10 尖度を用いた手法による推定結果（セミスパース性を持ったインパルス応答の場合，入力 SNR 10 dB）

Fig. 10 The estimated impulse response using the method based on kurtosis (the semi-sparse impulse response case, the input SNR is 10 dB).

推定したインパルス応答よりも雑音が減っている。一方，図 7 および 8 を見ると，PNLMS アルゴリズムを用いた手法および提案法では，尖度を用いた手法よりもさらに雑音が減っており，より正確なインパルス応答が推定されることが分かる。

次に，セミスパース性を持ったインパルス応答を用いたシミュレーションによって得られた結果を示す。ここでは，入力 SNR を 10 dB とした。また，尖度を用いた手法および提案法における尖度のステップサイズ，提案法における $\|\hat{h}\|_1$ の比率を決めるパラメータ，および PNLMS アルゴリズムを用いた手法におけるステップサイズ， ρ および δ を事前の実験よりそれぞれ $\mu_k = 1.0 \times 10^{-4}$ ， $\mu\lambda = 1.0 \times 10^{-5}$ ， $\mu_p = 5.0 \times 10^{-2}$ ， $\rho = 1.0 \times 10^{-2}$ ， $\delta = 1.0 \times 10^{-2}$ とした。図 9 に MSE アルゴリズムを用いた手法によって推定したインパルス応答，図 10 に尖度を用いた手法によって推定したインパルス応答，図 11 に PNLMS アルゴリズムを用いた手法によって推定したインパルス応答，図 12 に提案法によって推定したインパルス応答，図 13 に図 9–12 の 400 目点付近を拡大した図を示す。図 9 および 10 を見ると，スパース性を持ったインパルス応答を推定したときと

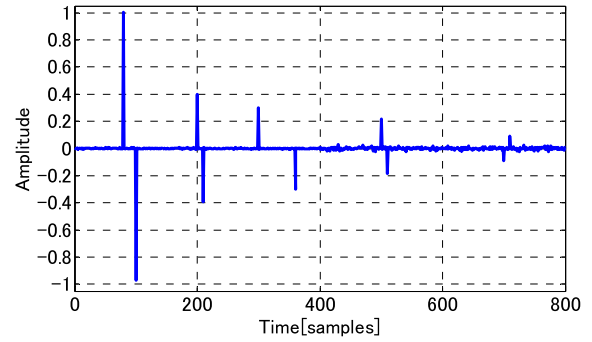


図 11 PNLMS アルゴリズムを用いた手法による推定結果（セミスパース性を持ったインパルス応答の場合，入力 SNR 10 dB）

Fig. 11 The estimated impulse response using the method based on the PNLMS algorithm (the semi-sparse impulse response case, the input SNR is 10 dB).

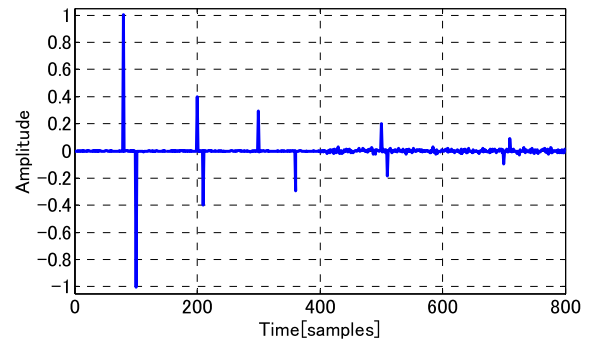


図 12 提案法による推定結果（セミスパース性を持ったインパルス応答の場合，入力 SNR 10 dB）

Fig. 12 The estimated impulse response using the proposed method (the semi-sparse impulse response case, the input SNR is 10 dB).

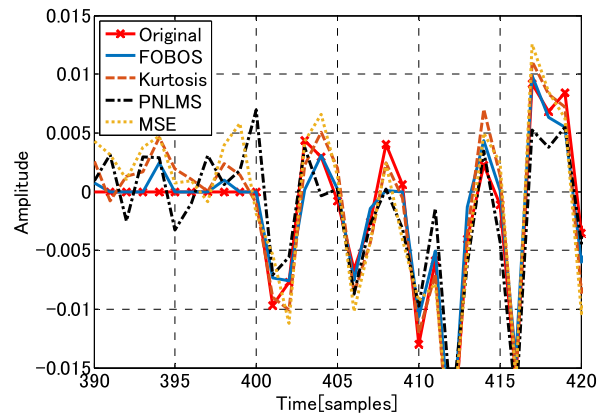


図 13 推定したインパルス応答の拡大図

Fig. 13 The zoomed-in figure of the estimated impulse responses.

同様に，MSE アルゴリズムを用いた手法より尖度を用いた手法の方が，雑音を少なくインパルス応答を推定できていることが分かる。また，図 11 を見ると，PNLMS アルゴリズムを用いた手法では尖度を用いた手法と同様にインパルス応答を推定できている。一方，図 12 および 13 を見ると，提案法では 400 点目までの部分は正しくスパース

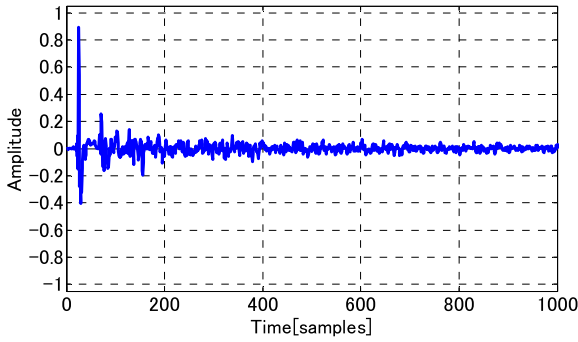


図 14 MSE アルゴリズムを用いた手法による推定結果（実環境で測定した音響インパルス応答の場合，入力 SNR 10 dB）

Fig. 14 The estimated impulse response using the method based on the MSE algorithm (the acoustic impulse response case, the input SNR is 10 dB).

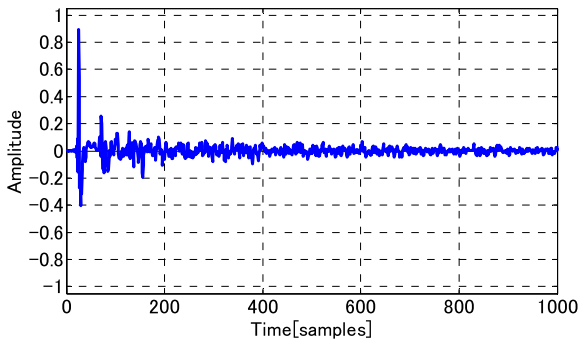


図 15 尖度を用いた手法による推定結果（実環境で測定した音響インパルス応答の場合，入力 SNR 10 dB）

Fig. 15 The estimated impulse response using the method based on kurtosis (the acoustic impulse response case, the input SNR is 10 dB).

に推定できており，また，401 点目以降の乱数で与えられている部分も正しく推定できていることが分かる。

さらに，実環境で測定した音響インパルス応答を用いたシミュレーションによって得られた結果を示す．ここでは，入力 SNR を 10 dB とした．また，尖度を用いた手法および提案法における尖度のステップサイズ，提案法における $\|\hat{h}\|_1$ の比率を決めるパラメータ，および PNLMS アルゴリズムを用いた手法におけるステップサイズ， ρ および δ を事前の実験よりそれぞれ $\mu_k = 1.0 \times 10^{-3}$ ， $\mu\lambda = 1.0 \times 10^{-4}$ ， $\mu_p = 2.0 \times 10^{-1}$ ， $\rho = 1.0 \times 10^{-2}$ ， $\delta = 1.0 \times 10^{-2}$ とした．図 14 に MSE アルゴリズムを用いた手法によって推定したインパルス応答，図 15 に尖度を用いた手法によって推定したインパルス応答，図 16 に PNLMS アルゴリズムを用いた手法によって推定したインパルス応答，図 17 に提案法によって推定したインパルス応答を示す．図 14–17 を見ると，すべての手法でインパルス応答を推定できていることが分かる．しかし，これらの波形からは，各手法による違いが分からなかった．

各手法の性能を客観的に評価するために，入力 SNR を変化させたときに得られた NEL を示す．ここでは，各入力

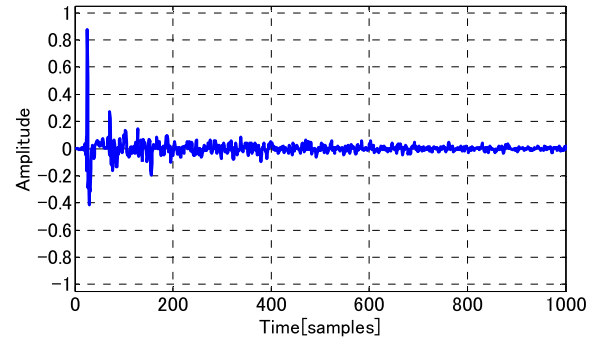


図 16 PNLMS アルゴリズムを用いた手法による推定結果（実環境で測定した音響インパルス応答の場合，入力 SNR 10 dB）

Fig. 16 The estimated impulse response using the method based on the PNLMS algorithm (the acoustic impulse response case, the input SNR is 10 dB).

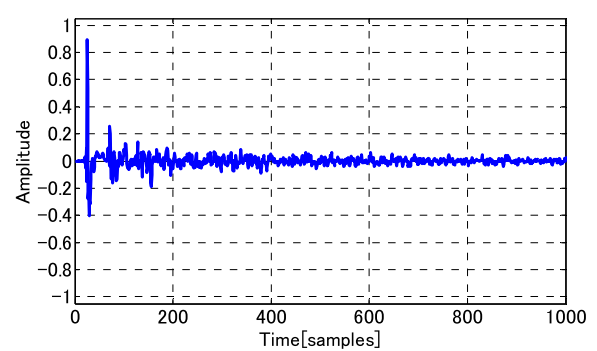


図 17 提案法による推定結果（実環境で測定した音響インパルス応答の場合，入力 SNR 10 dB）

Fig. 17 The estimated impulse response using the proposed method (the acoustic impulse response case, the input SNR is 10 dB).

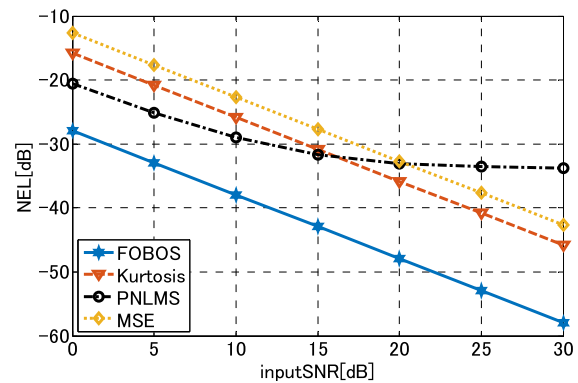


図 18 入力 SNR と NEL の関係（スパース性を持ったインパルス応答の場合）

Fig. 18 The performance comparison in terms of NELs (the sparse impulse response case).

SNR においてシミュレーションを 100 回行い，各試行によって得られた NEL を平均した．使用したパラメータは上記のシミュレーションで用いたものと同じとした．図 18 にスパース性を持ったインパルス応答を用いたシミュレーションの結果，図 19 にセミスパース性を持ったインパル

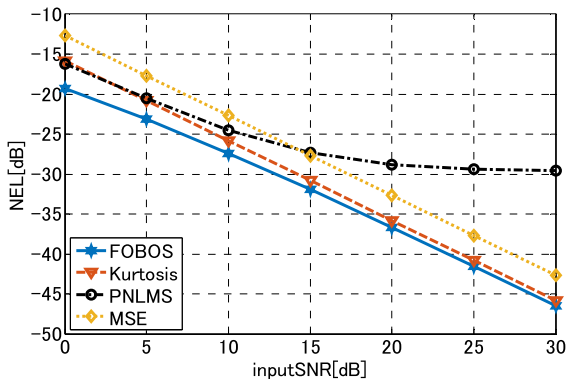


図 19 入力 SNR と NEL の関係 (セミスパース性を持ったインパルス応答の場合)

Fig. 19 The performance comparison in terms of NELs (the semi-sparse impulse response case).

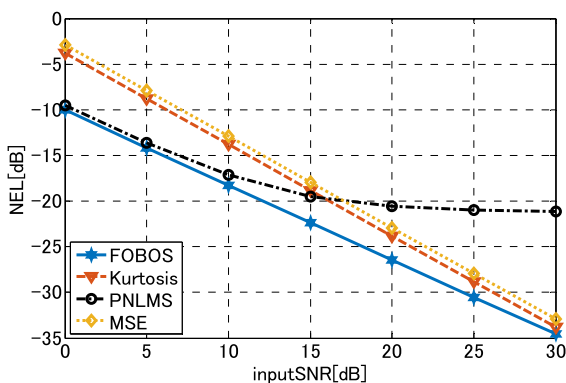


図 20 入力 SNR と NEL の関係 (実環境で測定した音響インパルス応答の場合)

Fig. 20 The performance comparison in terms of NELs (the acoustic impulse response case).

ス応答を用いたシミュレーションの結果, 図 20 に実環境で測定した音響インパルス応答を用いたシミュレーションの結果を示す. 図 18 を見ると, 提案法は MSE アルゴリズムを用いた手法より約 15 dB, 尖度を用いた手法より約 10 dB, PNLMS アルゴリズムを用いた手法より 7 dB 以上も NEL を改善していることが分かる. また, 図 19 を見ると, 提案法によって MSE アルゴリズムを用いた手法より 5 dB 以上, 尖度を用いた手法よりも 1–2 dB 以上, PNLMS アルゴリズムを用いた手法よりも 3 dB 以上, NEL が改善されていることが分かる. さらに, 図 20 を見ると, 提案法によって得られた NEL が最も良いことが分かる. これらの結果より, 提案法は従来法と比較してインパルス応答の推定精度を改善することが示された.

最後に, スパース性の許容度の調査結果を示す. ここでは, 入力 SNR を 10 dB, 使用したパラメータを図 19 で用いたものと同じとし, 図 2 で示したインパルス応答の 1 点目, 201 点目, 401 点目, 601 点目以降に正規分布乱数を印加したもの, および正規分布乱数を印加しないものを用いてシミュレーションを 100 回ずつ行い, 各試行によっ

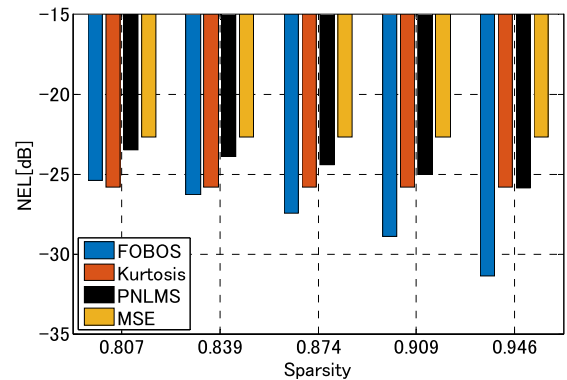


図 21 インパルス応答のスパース性と NEL の関係 (入力 SNR 10 dB)

Fig. 21 The relationship between sparsity of the impulse response and the NEL (the input SNR is 10 dB).

て得られた NEL を平均した. シミュレーションに使用したインパルス応答のスパース性はそれぞれ $sp(\mathbf{h}) = 0.807, 0.839, 0.874, 0.909, 0.946$ となった. 図 21 に得られた結果を示す. 図 21 を見ると, 提案法は $sp(\mathbf{h}) = 0.807$ の場合は従来法である尖度を用いた手法と同程度, PNLMS アルゴリズムを用いた手法よりも 2 dB 低い NEL になるが, $sp(\mathbf{h}) = 0.946$ の場合は尖度を用いた手法および PNLMS アルゴリズムを用いた手法と比較して NEL を 5 dB 以上改善していることが分かる. この結果より, インパルス応答のスパース性が高いほど, 提案法によって推定精度が改善されることが示された.

6. まとめ

本論文では, スパース性を持ったインパルス応答を推定する手法として, 信号の独立性とインパルス応答のスパース性を同時に最適化するための評価関数を設定し, それを FOBOS によって効果的に最適化するアルゴリズムを提案した. 提案法では, 信号の独立性の尺度として尖度を, また, インパルス応答のスパース性の尺度として L1 ノルムを利用した. シミュレーションの結果より, スパース性を持ったインパルス応答, セミスパース性を持ったインパルス応答および実環境で測定した音響インパルス応答の推定において, 既存法である MSE アルゴリズムを用いた手法, 尖度を用いた手法や PNLMS アルゴリズムを用いた手法と比較して, 提案法は NEL を大幅に改善することが示された. 今後は, 実環境でのインパルス応答の推定における推定精度のさらなる改善を行う.

参考文献

- [1] 藤岡豊太, 永田仁史, 安倍正人: インパルスハンマを用いた非破壊診断のための時間領域有限差分法によるケースの衝撃弾性波解析, 日本音響学会誌, Vol.71, No.2, pp.53–64 (2015).
- [2] Haykin, S.: *Adaptive Filter Theory*, Prentice Hall (2001).

- [3] Suzuki, Y., Asano, F., Kim, H.Y. and Sone, T.: An Optimum Computer-Generated Pulse Signal Suitable for the Measurement of Very Long Impulse Responses, *J. Acoust. Soc. Am.*, Vol.97, No.2, pp.1119–1123 (1995).
- [4] Hyvärinen, A., Karhunen, J. and Oja, E.: *Independent Component Analysis*, Wiley-Interscience (2001).
- [5] Yang, J. and Sakai, H.: A Robust ICA-Based Adaptive Filter Algorithm for System Identification, *IEEE Trans. Circuits and Systems-II*, Vol.55, No.12, pp.1259–1263 (2008).
- [6] Kito, K. and Murakami, T.: Estimation of an Impulse Response Using Kurtosis, *Proc. AsiaSim 2014, CCIS*, Vol.474, pp.26–34, Springer (2014).
- [7] Duttweiler, D.: Proportionate Normalized Least-Mean-Squares Adaptation in Echo Cancelers, *IEEE Trans. Speech Audio Processing*, Vol.8, No.5, pp.508–518 (2000).
- [8] Kuroda, H., Ono, S., Yamagishi, M. and Yamada, I.: Exploiting Group Sparsity in Nonlinear Acoustic Echo Cancellation by Adaptive Proximal Forward Backward Splitting, *IEICE Trans. Fundamentals*, Vol.E96-A, No.10, pp.1918–1927 (2013).
- [9] 田中利幸：圧縮センシングの数理, *IEICE Fundamentals Review*, Vol.4, No.1, pp.39–47 (2010).
- [10] Zibulevsky, M. and Elad, M.: L1-L2 Optimization in Signal and Image Processing, *IEEE Signal Processing Magazine*, Vol.27, No.3, pp.76–88 (2010).
- [11] 雨車和憲, 小西克己, 高橋智博, 古川俊博：級数の重みを用いた IRLS アルゴリズムに基づくスパース最適化手法の提案, 第 27 回信号処理シンポジウム, pp.586–591 (2012).
- [12] Langford, J., Li, L. and Zhang, T.: Sparse Online Learning via Truncated Gradient, *Journal of Machine Learning Research*, Vol.10, pp.777–801 (2009).
- [13] Duchi, J. and Singer, Y.: Efficient Online and Batch Learning Using Forward Backward Splitting, *Journal of Machine Learning Research*, Vol.10, pp.2899–2934 (2009).
- [14] Papoulis, A.: *Probability, Random Variables and Stochastic Processes*, McGraw-Hill Europe (2002).
- [15] 金田 豊：M 系列を用いたインパルス応答測定における誤差の実験的検討, 日本音響学会誌, Vol.52, No.10, pp.752–759 (1996).
- [16] Hoyer, P.: Non-Negative Matrix Factorization with Sparseness Constraints, *Journal of Machine Learning Research*, Vol.5, pp.1457–1469 (2004).
- [17] Savioja, L., Huopaniemi, J., Lokki, T. and Väänänen, R.: Creating interactive virtual acoustic environments, *Journal of the Audio Engineering Society*, Vol.47, No.9, pp.675–705 (1999).

推薦文

スパースなインパルス応答の推定問題に FOBOS アルゴリズムを適用する手法を提案し, 既往技術と比較して SNR の改善およびノイズ耐性が高いことを実験で示し, 有効性が高いと考えられる。

(FIT2015 第 14 回情報科学技術フォーラム

プログラム委員長 佐藤 敦)



奇藤 圭人

2014 年明治大学理工学部電気電子生命学科卒業。同年より同大学大学院理工学研究科電気工学専攻博士前期課程。デジタル信号処理, システム同定に関する研究に従事。電子情報通信学会会員。



田中 諒

2010 年明治大学理工学部電子通信工学科卒業。2012 年同大学大学院理工学研究科電気工学専攻博士前期課程修了。2015 年同大学院理工学研究科博士後期課程修了。博士 (工学)。同年より同大学研究・知財戦略機構研究推

進員。デジタル信号処理, システム制御に関する研究に従事。電気学会会員。



村上 隆啓 (正会員)

2000 年明治大学理工学部電子通信工学科卒業。2005 年同大学大学院理工学研究科電気工学専攻博士後期課程修了。博士 (工学)。同年明治大学理工学部専任助手。2006 年日本学術振興会特別研究員 (PD)。2009 年東京都

立産業技術高等専門学校ものづくり工学科助教。2012 年より明治大学理工学部電気電子生命学科専任講師。デジタル信号処理全般に関する研究に従事。電子情報通信学会, 日本音響学会各会員。