

補聴器用ハウリングキャンセラに関する検討

A study on howling canceller for hearing aids

○平川周汰[†] 工藤憲昌[†] 田所嘉昭[‡]○Shuta Hirakawa[†] Norimasa Kudoh[†] Yoshiaki Tadokoro[‡][†]八戸工業高等専門学校 [‡]豊橋技術科学大学[†]NIT, Hachinohe College. [‡]Toyohashi Univ. of Tech.

キーワード：相関法，適応フィルタ，再帰最小二乗アルゴリズム，補聴器

連絡先：〒039-1192 青森県八戸市田面木上野平 16-1
 八戸高専 産業システム工学専攻 電気情報工学コース
 tel:0178-27-7281, e-mail:kudohk-e@hachinohe-ct.ac.jp

1. はじめに

補聴器を使用した際に，補聴器内のマイクに入力された音は増幅され，スピーカから出力される．ここで，スピーカとマイクの距離が非常に近い為，スピーカから出力された音の一部は外耳道を伝わり，再びマイクの入力となる．これが続くことにより，補聴器内に音響フィードバックループが形成され発振することで，ハウリングが発生する．ハウリングは，補聴器の使用者にとって非常に耳障りな音になる．この影響を低減するため適応フィルタを用いることが提案されている[1]．しかし，演算量が少なく実用的な性能を有する LMS (Least Mean Square) アルゴリズムを単純に適用すると，補聴器のように，適応アルゴリズムの入力信号と観測雑音との間に強い相関がある場合，適応フィルタの係数の収束値にバイアスが生じる[2]．この問題に対処するため，主に，2つの異なるアプローチがとられてきた．

1つ目のアプローチは相関 LMS 法[4]と呼ばれるものであり，この方法を用いると，上述のように両信号間の相関が強い状況下でも，適応フィルタの更新を適切に行うことができる．しかし，収束速度が非常に遅く補聴器用ハウリングキャンセラには使用できないと考えられる．2つ目のアプローチは，適応アルゴリズムの入力信号の擬似白色化に基づくものである．

これまで我々は，2つ目のアプローチに基づいて，このハウリングの除去を学習によって自動的に行うことを目的とした適応ハウリングキャンセラを用い，補聴器の品質改善について検討して

きた．[3]において，[1]で提案されている修正 LMS 法について，FIR 型ノッチフィルタ (NF) に代えて IIR 型 NF を用いた方法を提案し，FIR 型 NF 使用時に発生する問題の低減を確認してきた．しかし，これまで検討してきた方法は，自己回帰過程 (AR 過程) に対して有効であるため，入力信号の性質に応じて制御方法を変える必要があった．このため，1つ目のアプローチである相関 LMS 法の収束速度を改善する方法を検討したので報告する．

以下に，本稿の構成を示す．2.では，これまで提案されたハウリング低減法，3.では相関法について概説する．4.では，シミュレーション結果等の数値例を示す．5.はまとめである．

2. これまでに提案されたハウリング低減法

2.1 プレーン LMS 法

音響フィードバック経路をモデル化し，ハウリングを除去するために，補聴器内に適応フィルタ

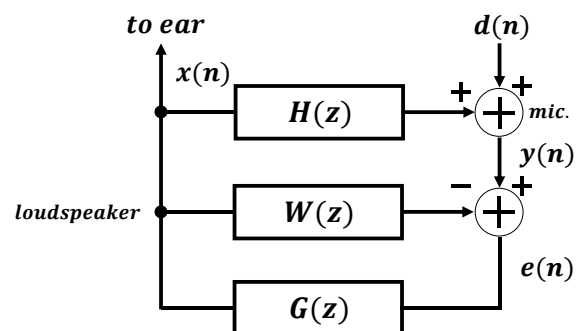


Fig.1 Hearing aids using a plain LMS

を設ける．単純に適応フィルタを設けた補聴器のブロック図を Fig. 1 に示す．

ここで $d(n)$ は入力信号， $H(z)$ および $W(z)$ はそれぞれ音響フィードバック経路および適応フィルタの伝達関数である． $H(z)$ は補聴器の使用者の外耳道(耳の穴から鼓膜まで)の構造によって異なるため， $W(z)$ において LMS(Least mean square)法によって $H(z)$ を同定する．また， $H(z)$ および $W(z)$ は FIR フィルタである． $G(z)$ は増幅部， $x(n)$ は補聴器からの出力信号を表し，同時に $W(z)$ への入力信号にもなる．ここで出力信号の一部は $H(z)$ を通り入力に戻る． $y(n)$ は音響フィードバックを含んだマイクからの信号となる．定常状態において $W(z)$ が $H(z)$ を完全に同定した場合， $e(n)$ は入力信号 $d(n)$ と等価になり，ハウリングが完全に除去される．これ以降，Fig. 1 のような構成でハウリングを除去する方法を「プレーン LMS 法」と呼ぶ．Fig. 1 内の各信号は以下のように定義される．

$$x(n) = G(z)e(n), \quad (1)$$

$$y(n) = d(n) + H(z)x(n), \quad (2)$$

$$e(n) = y(n) - W(z)x(n) \\ = d(n) + (H(z) - W(z))G(z)e(n). \quad (3)$$

$H(z)$ ， $W(z)$ はそれぞれ，

$$H(z) = \sum_{l=0}^{L-1} h_l z^{-l}, \quad (4)$$

$$W(z) = \sum_{l=0}^{L-1} w_l z^{-l}, \quad (5)$$

で表され，適応フィルタ $W(z)$ の l 番目の係数の更新式は，

$$w_l(n+1) = w_l(n) + \mu e(n)x(n-l), \quad (6)$$

となる．ここで， μ ($0 < \mu < 1$) はステップサイズであり，この値で更新量が決まる．

通常の学習システムの面から考えると， $x(n)$ は学習の入力信号であり， $d(n)$ は補聴器への入力信号であると同時に，学習の観測雑音としても作用する．よく知られているように，学習において入力信号と観測雑音に相関がある場合， $W(z)$ の推定値にバイアスが発生する[2]．Fig. 1 において， $d(n)$ と $x(n)$ とには明らかに相関があることがわかる．

2.2 修正 LMS 法とその改善法

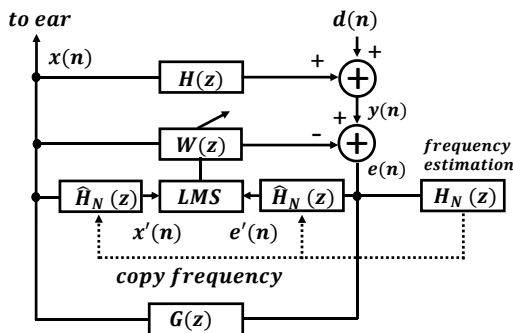


Fig. 2 The block diagram proposed in [1]

2.1 で述べたように，プレーン LMS 法では $d(n)$ と $x(n)$ との間に相関があるため場合， $W(z)$ の推定値にバイアスが生じ，これにより $H(z)$ の同定が難しくなる．そのため $d(n)$ と $x(n)$ との相関を少なくすることで，推定値に生じるバイアスを低減させる方法が提案されており，これ以降，修正 LMS 法と呼ぶ[1]．Fig. 2 に修正 LMS 法のブロック図を示す．ここで， $\hat{H}_N(z)$ は FIR 型 NF であり，正弦波と白色ガウス雑音との和のような AR 過程の信号としてモデル化された入力信号（具体的には，楽音信号を想定）に対して，正弦波を除去するために使用される．

適応フィルタ $W(z)$ の l 番目の係数の更新式は，

$$w_l(n+1) = w_l(n) + \mu e'(n)x'(n-l), \quad (7)$$

で表され， $x'(n)$ および $e'(n)$ はそれぞれ，

$$x'(n) = \hat{H}_N(z)x(n), \quad (8)$$

$$e'(n) = \hat{H}_N(z)e(n), \quad (9)$$

と定義される． $H_M(z)$ は入力信号から正弦波を除去するため， $H_M(z)$ の出力信号 $\varepsilon(n)$ の電力が小さくなるように LMS 法を用いて更新される．

$H_M(z)$ の l 番目の係数 $w_{pl}(n)$ の更新式は，

$$w_{pl}(n+1) = w_{pl}(n) - \mu_p e(n-l)\varepsilon(n), \quad (10)$$

となる．したがって， $H_M(z)$ の伝達関数は定常状態において，式(11)で示される 2 次の NF の縦続接続型と等価になる．

$$H_M(z) = \sum_{l=0}^{2K} w_{pl} z^{-l} = \prod_{i=0}^K (1 - 2\cos \omega_i z^{-1} + z^{-2}) \quad (11)$$

ここで， K は入力信号に含まれる正弦波の数の最大値， ω_i は角周波数を表す． $H_M(z)$ において更新された係数は $\hat{H}_M(z)$ に代入され， $x'(n)$ および $e'(n)$ を生成するために使用される．以上のように，修正 LMS 法は学習に擬似白色化した信号 $x'(n)$ および $e'(n)$ を使用する以外は，プレーン LMS 法と同様の動作を行う．

しかしながら FIR 型 NF は，正弦波が同じ周波数帯域に集中しているときに問題を引き起こすことが知られている．2 次の NF の周波数特性を見ると，ノッチ周波数において振幅は 0 となるが，ノッチ周波数から離れた領域では振幅は 1 より大きくなってしまふ．したがって，ノッチ周波数が同じ周波数帯域に集中している場合，その帯域での振幅はさらに小さくなり，離れた帯域での振幅はさらに大きくなってしまふ．その結果，学習において入力される信号と未知系 $H(z)$ に入力される信号が大きく異なってしまふ．さらに，本研究における最終目標は，人間の肉声[8]を補聴器の入力信号とするものであるため，ノッチアウトする帯域幅を制御することができる，IIR 型 NF を使用する方法を提案した[3]．

修正 LMS 法において、FIR 型 NF に代えて IIR 型 NF を使用することでハウリング除去性能が向上する。\$e(n)\$ に含まれる正弦波の周波数を推定するために、[6] で提案されている周波数推定法を基本的に使用する。Fig. 3 にブロック図を示す。改善法における擬似白色化フィルタ \$H_M(z)\$ は Fig. 3 の破線で囲まれた部分である。Fig. 3 において、適応 NF \$H_{Nk}(z)\$ および、適応バンドパスフィルタ (BPF) \$H_{Sk}(z)\$ は トリー型に接続され、伝達関数はそれぞれ

$$H_{Nk}(z) = \frac{1 - \alpha_k z^{-1} + z^{-2}}{1 - \gamma \alpha_k z^{-1} + \gamma^2 z^{-2}}, \quad (12)$$

$$H_{Sk}(z) = \frac{-(1-\gamma)z^{-1} + \gamma(1-\gamma)z^{-3}}{1 - \gamma \alpha_k z^{-1} + \gamma^2 z^{-2}}, \quad (13)$$

と表される。ここで、\$\gamma (0 < \gamma < 1)\$ は極半径を制御する値である。\$\mu_{af}\$ は周波数推定におけるステップサイズ、\$\alpha_k\$ はタップ係数でありその真値は \$2\cos\omega_k\$ である。さらに、周波数推定の高速化のため、積分ループ \$(1 - \beta z^{-1})^{-1}\$ を更新式に組み込むと、タップ係数の更新式は式(14)で表される[7]。ここで、\$\beta (0 < \beta < 1)\$ は高速化係数である。

$$\hat{\alpha}_k(n+1) = (1+\beta)\hat{\alpha}_k(n) - \beta\hat{\alpha}_k(n-1) - \mu_{af}\varepsilon(n)s_k(n) \quad (14)$$

以降、2.2 と同様に、推定した周波数成分を学習における入力信号 \$x(n)\$ および出力信号 \$e(n)\$ から除去し、擬似白色化を行う。そして、擬似白色化された信号を用いて、式(7)にしたがい \$W(z)\$ の係数を更新する。

しかし、2.2 の方法では、楽音や母音のように自己回帰過程 (AR 過程) に近似できる場合には適切に動作するが、子音や AR 過程に近似できない場合は有効ではない。このため、入力信号の性質を検査して、動作モードを切り替えるなどの対策が必要になる。

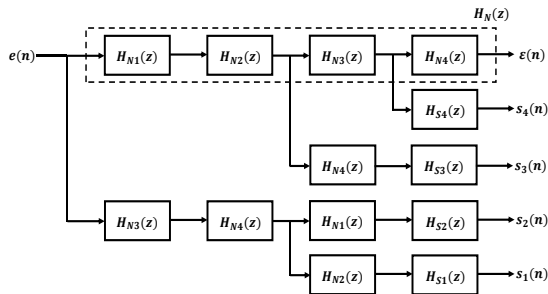


Fig. 3 Block diagram of frequency estimation (in case of four frequencies)

3. 相関法

3.1 相関 LMS (CLMS) 法[4]

文献[4]では、学習の入力信号として、入力信号ではなく入力の自己相関を用いる LMS アルゴリズムが検討されている。この概要を以下に示す。

信号 \$x(n)\$ の自己相関関数 \$\Phi_{xx}(k)\$ と \$x(n)\$, \$y(n)\$ の相関関数 \$\Phi_{yx}(k)\$ は以下のように表される。

$$\Phi_{xx}(n, k) = \sum_{j=0}^{L-1} x(j)x(j-k) \quad (15)$$

$$\Phi_{yx}(n, k) = \sum_{j=0}^{L-1} y(j)x(j-k) \quad (16)$$

信号 \$y(n)\$ は、補聴器への入力信号 \$d(n)\$ とハウリング信号 \$H(z)x(n)\$ の和であるため、式(16)に代入すると、式(17)のようになり、\$d(n)\$ と \$H(z)x(n)\$ の相関が十分小さいと仮定して式(18)のように近似している。

$$\begin{aligned} \Phi_{yx}(n, k) &= \Phi_{d, H(z)x(n)} + \sum_{j=0}^{L-1} y(j)H(z)x(j-k) \quad (17) \\ &\cong \sum_{j=0}^{L-1} h_j \Phi_{xx}(n, k) \quad (18) \end{aligned}$$

また、\$\Phi_{yx}(n, k)\$ の推定値 \$\hat{\Phi}_{yx}(n, k)\$ は適応フィルタの係数 \$w(j)\$ を用いて、式(19)のように求められる。

$$\hat{\Phi}_{yx}(n, k) = \sum_{j=0}^{L-1} w_j(n) \Phi_{xx}(n, k) \quad (19)$$

両者の誤差 \$e(n)\$ は以下のように求められ、適応フィルタの係数 \$w(j)\$ は式(20)のように更新する。

$$e(n) = \Phi_{yx}(n, 0) - \hat{\Phi}_{yx}(n, 0) \quad (20)$$

$$w_l(n+1) = w_l(n) + \mu e(n) \Phi_{xx}(n, l) \quad (21)$$

3.2 RLS アルゴリズムを用いた相関法

本稿では、検討の初期段階であること、また、入力信号が有色であっても収束速度が確保できる再帰最小二乗法 (RLS: Recursive Least Square) アルゴリズムを用いる。なお、式(18)の近似ができるだけ成立するように、文献[5]にあるように、\$x(n)\$ を \$D\$ サンプル遅延させたものを \$x(n)\$ として用いた。

表 1. アルゴリズム

アルゴリズムについて

[初期設定]

\$\vec{P}(0) = c^{-1} \vec{I}\$ (\$c\$: 小さな正の定数, \$\vec{I}: L \times L\$ 単位行列)

\$\vec{w}(0) = \vec{0}\$ (\$L \times 1\$ ベクトル)

1. \$n=1\$

2. ゲインベクトル \$\vec{K}(n)\$ を計算する

$$\vec{K}(n) = \frac{\lambda^{-1} P(n-1) \vec{\Phi}_{xx}}{1 + \vec{\Phi}_{xx}^T \vec{P}(n-1) \vec{\Phi}_{xx}} \quad (\lambda: \text{忘却変数})$$

3. 推定誤差 \$e(n)\$ を計算する

$$e(n) = \Phi_{yx}(0) - \hat{\Phi}_{yx}(n, 0)$$

4. 係数 \$\vec{w}(n)\$ を更新する

$$\vec{w}(n+1) = w(n+1) + \vec{K}(n)e(n)$$

5. 自己相関行列の逆行列 \$\vec{P}(n)\$ を更新する

$$\vec{P}(n) = \lambda^{-1} P(n-1) - \lambda^{-1} \vec{K}(n) \vec{\Phi}_{xx}^T \vec{P}(n-1)$$

6. \$n=n+1\$ としてステップ 1 へ戻る

4. 数値例

ここでは、楽音としてモデル化した正弦波と加法性白色ガウス雑音の和を入力信号に用いてシミュレーションを行った。

4.1 シミュレーション条件

入力信号 $d(n)$ として式(22)を用いた。

$$d(n) = \sum_{i=1}^4 A_i \sin\left(\frac{2\pi f_i}{f_s} n\right) + \Phi(n) \quad (22)$$

ここで、 A_i は信号の振幅、 f_i は入力周波数、 f_s はサンプリング周波数、 $\Phi(n)$ は分散 σ_Φ^2 をもつ平均 0 の加法性白色ガウス雑音をそれぞれ表す。

結果は、独立な 10 回の試行の集合平均により求めた。シミュレーション条件は以下のように設定する：

- (1) $A_i = 1.0, f_s = 8000$ [Hz];
- (2) $f_i (i = 1 \sim 4) = 700, 1000, 1600, 2000$ [Hz];
- (3) $H(z) = -0.01745 + 0.2151z^{-1} + 0.2849z^{-2} + 0.2151z^{-3} - 0.01745z^{-4}$;
- (4) $G(z) = 2.0z^{-12}, \sigma_\Phi^2 = 0.5$;
- (5) $D=12$;

また、シミュレーションの評価基準として、式(23)で表される推定誤差の正規化電力 ζ_h を用いる。

$$\zeta_h = \frac{\sum_{i=1}^{L-1} (h_i - w_i)^2}{\sum_{i=1}^{L-1} h_i^2} \quad (23)$$

4.2 シミュレーション結果

Fig. 4 に提案法における周波数特性、Fig. 5 に音響フィードバック経路のフィルタ係数推定結果、Fig. 6 に推定誤差の正規化電力を示す。

Fig. 4 において、破線は真値、実線は推定値による周波数特性である。

Fig. 5 において、破線は音響フィードバック経路の各フィルタ係数の真値を表している。実線はその推定値を示している。文献[1]の方法よりもバイアスは小さいものの、補聴器への入力信号を楽音にモデル化した式(22)としたため、遅延を入れても、式(18)の近似が成立せず、推定値にバイアスが生じている。この結果、Fig.6 に示すように、では、推定誤差の正規化電力 ζ_h は -6 [dB]程度にとどまっている。

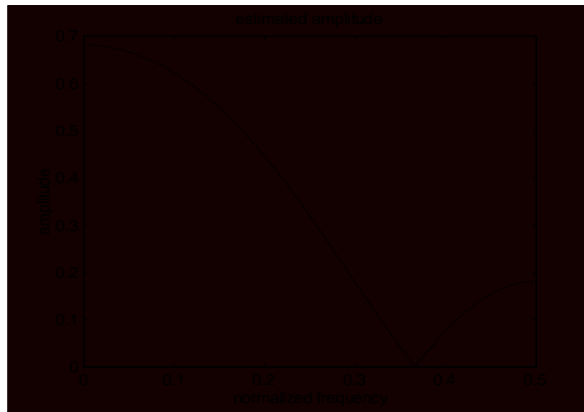


Fig. 4 Frequency estimation in the proposed method

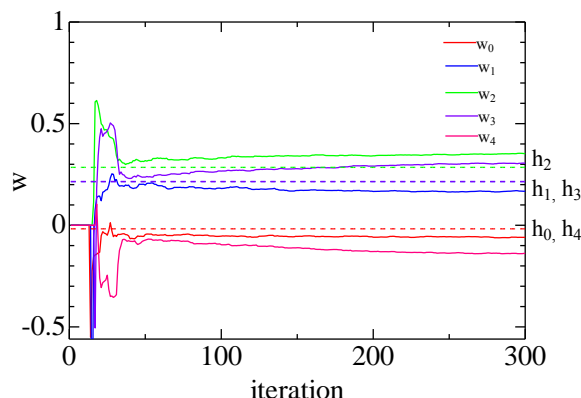


Fig. 5 Convergent curves of the proposed method

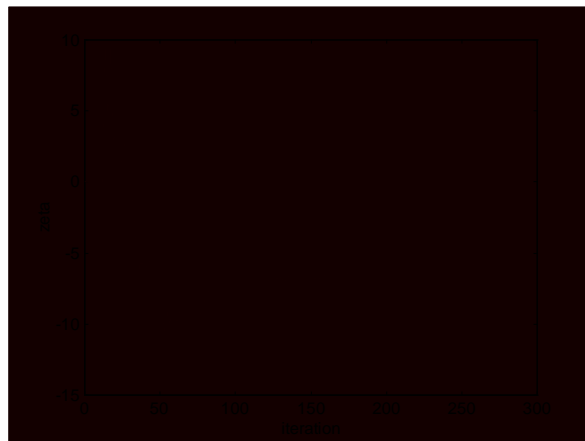


Fig. 6 ζ_h in dB

5. まとめ

本稿では、はじめに、プレーン LMS 法を用いた従来法と[1]で提案されている修正 LMS 法による補聴器のハウリングキャンセラ、そして二つの方法の問題点について示した。問題は以下の二つによるものである。

- (1)学習における適応フィルタへの入力信号と観測雑音との間の相関
- (2)入力信号に含まれる正弦波の周波数分布の偏

り

これらの問題を解決するため、IIR型NFを用いたハウリングキャンセラの概要を述べた。この方法は、楽音や母音のように自己回帰過程（AR過程）に近似できる場合には適切に動作するが、子音やAR過程に近似できない場合は有効ではない。このため、入力信号の性質を検査して、動作モードを切り替えるなどの対策が必要であることを述べた。

動作モードの切り替えが不要な相関法を用いることとし、その収束速度を改善するために、RLSアルゴリズムを用いた方法を提案した。楽音をモデル化した信号を用いたシミュレーションを行なった。今回の入力条件では、式(18)の近似が十分に成立しないため、推定誤差の正規化電力 $\bar{\epsilon}_n$ は-6 [dB]程度にとどまった。今後の課題として、人間の肉声など実際の信号を適用すること、演算量の削減などが挙げられる。

参考文献

- [1] H.Sakai, "Analysis of an adaptive algorithm for feedback cancellation in hearing aids for sinusoidal signals", IEICE Technical Report, SIP 2007-130, pp. 43-47, 2007
- [2] S.Haykin, "Adaptive filter theory", 2nd ed., Englewood, NJ: Prentice-Hall, 1991
- [3] T.Fujimura, N.Kudoh, Y.Tadokoro, "A study on howling canceller using quasi-whitened input signal", Proceedings of IEEE TENCON 2016, singapore(Nov.2016)
- [4] 林隆広, アシャリフ・モハマッド・レザ, "double-talk 状態でのエコーキャンセリングを行なう相関LMSアルゴリズムの提案", 琉球大学工学部紀要, 第57号, pp.137-142, 1999
- [5] 高橋拓也, 田邊造, 名取隆廣, 古川利博, "観測信号の相関を用いた高速なハウリング抑圧法", H28年電気学会電子・情報・システム部門全国大会講演論文集, TC16-6, pp.515-519, Sep., 2016
- [6] J.F. Chicharo, T.S.Ng, "Gradient-based adaptive IIR notch filtering for frequency estimation", IEEE Trans. on Acoust., Speech, Signal processing, 38(5), pp. 769-777, 1990
- [7] N.Kudoh and Y.Tadokoro, "Performance analysis of a new LMS-based Fourier Analyzer", CD-ROM Proceedings, IEEE TENCON '03, pp.1-4, Bangalore, India, Oct., 2003
- [8] 安居院猛, 中嶋正之, "コンピュータ音声処理", 産報出版