

ヘッドホン用アクティブノイズキャンセリングのための低音域重点学習法の提案 Low-Frequency Focused Learning Method for Active Noise Canceling in Headphones

松山 遼[†] 村松駿[‡] Benedikt Bugl[¶] Viola Isabella Schneider[¶] Armin Sehr[¶] 吉田 孝博[†]
Ryo Matsuyama Shun Muramatsu Benedikt Bugl Viola Isabella Schneider Armin Sehr Takahiro Yoshida

1. はじめに

アクティブノイズコントロールは逆位相の音（アンチノイズ）で元の音を消音する技術であり、騒音対策の一手法として用いられている。使用場面はダクトや走行車内、ヘッドホンやイヤホンなど多岐にわたる[1]。現在、ANC アルゴリズムとしては filtered-x LMS 法が一般的に使用されている。しかし、filtered-x LMS 法では二次音源から誤差マイクまでの伝達関数である二次経路のモデルが必要であり、モデル化誤差により性能が低下するという課題がある[1]。

そこで、二次経路モデルを必要としない ANC アルゴリズムとして、ニューラルネットワークを用いた ANC が研究されている。先行研究ではシミュレーションによる評価にて filtered-x LMS 法よりも高いノイズ低減性能を達成した[2-4]。一方で、これらの先行研究では、雑音源から誤差マイクまでの一次経路の要素を省略・簡略化しており、実環境への適用に向けて課題が残っている。また、先行研究のニューラルネットワークを用いた ANC において、生成されるアンチノイズの中高域成分が理想的なアンチノイズと波形形状や振幅が異なり、誤差増大、すなわち雑音低減性能低下、雑音発生の原因となっている課題も残っている。

そこで本研究では、この課題に対し、低音域重点学習という手法を提案する。この手法は、ニューラルネットワークの学習時において低域通過フィルタ（LPF）を用いた前処理を追加し、高域成分の予測を抑制することにより、雑音低減性能の向上を図る。また、この提案手法をヘッドホン用アクティブノイズキャンセリング（ANC: Active Noise Cancelling）に適用することを目的とし、測定実験を通して取得した一次経路の影響を含んだデータを用いて、実環境を考慮した ANC の構築および提案手法の評価を行う。

2. 提案手法（低音域重点学習法）

本手法では、低域通過フィルタを用いた前処理を追加することによりノイズ低減性能の向上を目指す。先述の通り、先行研究のニューラルネットワークを用いた ANC では、予測されるアンチノイズの中で特に中高域成分の波形形状や振幅が理想的なアンチノイズと異なり、雑音低減性能低下、雑音発生の原因となっている。これは、高域成分ほどサンプル間の値の変動が大きくなるため、原理的に予測の難易度が高いからであると考えられる。一方で、現在 ANC 技術の適用先として普及しているヘッドホンなど、ノイズ低減においては ANC に加えてパッシブノイズキャンセリング（PNC）も併用されることが多く、ANC は低域成分、PNC は高域成分のノイズ低減が得意とされていることから、ANC は低域成分のノイズ低減に特化するように

モデルを学習、構築することで、システムの総合的なノイズ低減性能の改善が期待できると我々は考えた。

そこで、本手法では図 1 に示すように学習時及び評価時において、ニューラルネットワークに入力する参照信号に低域通過フィルタを適用する。これにより、ニューラルネットワークへ入力する参照信号の高域成分の情報を抑え、低音域を重点的に学習させることにより低域成分のノイズ低減に特化したモデル作成とアンチノイズの生成を図った。

3. ノイズ低減性能評価実験方法

3.1 測定方法

ヘッドホンは物理的に耳を塞ぐことから、一次経路による影響が非常に大きいという特徴がある。このため、ニューラルネットワークを用いた ANC をヘッドホンへ適用するにあたり、先行研究では無視されていた一次経路の影響を考慮に入れた上での ANC 構築およびノイズ低減性能の評価が必要である。そのため本研究では、無響室にて図 2 に示すように測定した音声信号を使用する。ダミーヘッドにヘッドホンを装着し、ヘッドホンの内外にマイクを設置する。

スピーカからノイズを再生し、ヘッドホン外側のマイクで参照信号 $r(n)$ を、内側のマイクで一次信号 $d(n)$ を測定する。再生したノイズは先行研究[2-4]と同様に SPIB(Signal

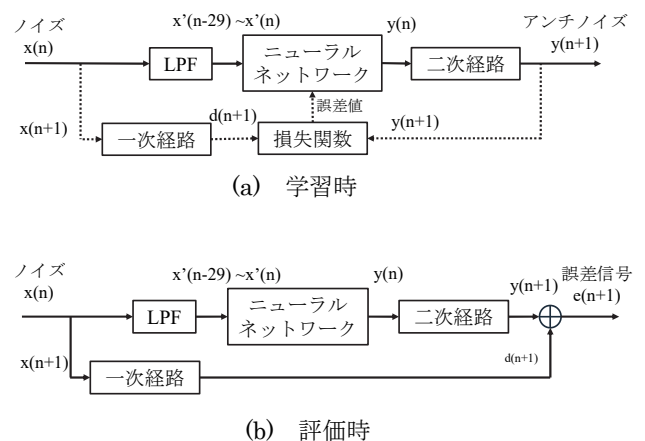


図 1 LPF を適用した ANC の構成

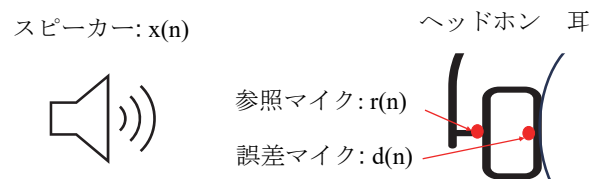


図 2 参照信号および一次信号の実測

[†] 東京理科大学 Tokyo University of Science
[‡] 東京大学 The University of Tokyo
[¶] OTH Regensburg

Processing Information Base)[5]から F16、Leopard、Destroyer Engine、Volvo の 4 種の定常ノイズを用いる。Volvo は低域成分、Leopard は中域成分、Destroyer engine は高域成分を多く含み、F16 は幅広い周波数成分を含むノイズである。

3.2 性能評価方法

一次経路を考慮し、二次経路を単純な 1 サンプル遅延と仮定すると、誤差信号 $e(n)$ は

$$e(n) = d(n) + y(n - 1) \quad (1)$$

となる。この誤差信号 $e(n)$ が最小、つまり

$$y(n) = -d(n + 1) \quad (2)$$

となるようにニューラルネットワークの学習を行う。すなわち、ニューラルネットワークはヘッドホン外側のマイクで検知した参照信号 $r(n)$ を入力し、1 サンプル後にヘッドホン内側に到達する一次信号 $d(n+1)$ を打ち消すためのアンチノイズを予測する。

ニューラルネットワークには 3 層 LSTM を用いた。シーケンスサイズは 30、隠れ層の入力・出力サイズは 64 とし、活性化関数には双曲線正接関数を用いた。出力層において線形関数を用いて出力サイズを 1 にしている。エポック数は 10、学習率は 10^{-5} とし、損失関数の計算には交差エントロピー誤差を、学習時の最適化手法は Adam を用いた。提案手法の LPF の最適なカットオフ周波数 f_c は、 f_c を 500 Hz から 1000 Hz までの範囲では 100 Hz 刻み、1000 Hz から 15000 Hz までの範囲では 1000 Hz 刻みで変化させた全ての周波数でモデルの学習と評価を行い、ノイズ低減性能の平均値が最も高かった周波数とする。

ノイズ再生時の参照信号 $r(n)$ および一次信号 $d(n)$ は、各録音波形を時間的に 2 分割し、前半を学習用、後半を評価用に分割して使用する。モデルの学習には 4 種類の学習用ノイズの中からランダムに 0.1 秒間を 2000 回切り出し、計 200 秒分のノイズを用いる。評価は、評価用ノイズからランダムに各ノイズ 10000 サンプル分を取り出し、各ノイズに対するノイズ低減量を求める。ノイズ低減量 A は、ANC 処理後の誤差信号のエネルギー E_{atten} に対する一次信号として入力されるノイズのエネルギー E_{input} の比であり、次式で求められる。

$$A[\text{dB}] = 10 \times \log_{10}(E_{\text{input}}/E_{\text{atten}}) \quad (1)$$

4. 性能評価結果

表 1 に ANC によるノイズ低減量の評価結果を示す。なお、提案手法はカットオフ周波数 500 Hz の LPF を用いた結果である。表 1 より、LPF を施さない場合には平均ノイズ低減量は 7.54 dB であったのに対して、提案手法では平均ノイズ低減量が 10.66 dB となっており、提案手法によりノイズ低減量が 3.12 dB (約 41.4%) 向上した。また、周波数特性の異なるすべてのノイズにおいて、提案手法によりノイズ低減量が向上していた。特に、高域成分が多く含まれる F16 や Destroyer engine のノイズでは 6 dB 前後の改善が得られた。

F16 のノイズにおける、誤差信号の時間波形および周波数特性を図 3 に示す。図 3(a)より、提案手法の誤差信号は LPF を用いない従来手法よりも振幅が小さくなっていることが確認できる。また、図 3(b)より、提案手法での誤差信号は従来手法と比較して、幅広い周波数成分においてパワーが減少し改善されていることが確認できる。特に、従来

表 1 ANC によるノイズ低減量

	ノイズ低減量 [dB]		
	従来手法	提案手法	改善量
F16	3.64	9.67	6.03
Leopard	9.71	9.91	0.20
Volvo	13.61	14.32	0.71
Destroyer	3.21	8.75	5.54
平均	7.54	10.66	3.12

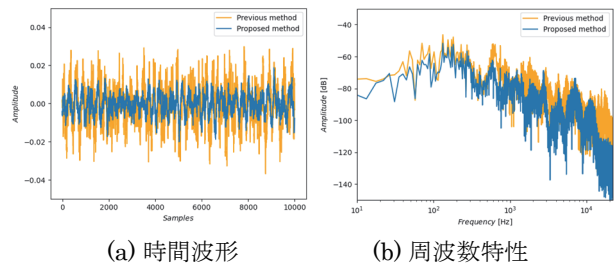


図 3 提案手法と従来手法の誤差信号(ノイズ: F16)

手法で課題となっていた中高域成分の誤差がより減少していることが確認できる。これらの結果から、ヘッドホンのように、一次経路によって信号が大きく変化する使用環境において、提案手法は幅広い周波数特性のノイズに対して、ノイズ低減性能の向上を実現できているといえる。

5. まとめ

本研究では、ニューラルネットワークを用いた ANC の性能改善を目的とし、LPF を用いた前処理の追加による低音域重点学習法を提案した。そして、ANC ヘッドホンの実環境使用を想定した評価実験により、ノイズ低減性能を検証した。

その結果、提案手法は幅広い周波数帯のノイズの低減に有効であり、従来手法と比べ、平均で 3.12 dB (約 41.4%)、ノイズによっては 6.03 dB のノイズ低減性能の改善が得られた。また、提案手法はヘッドホンのような一次経路によって信号が大きく変化する適用先でも有効に機能することも確認できた。

参考文献

- [1] 西村 正治, 宇佐川 毅, 伊勢 史郎, 梶川 嘉延, “新版 アクティブノイズコントロール”, 日本音響学会, pp.2-4, 76-79(2017).
- [2] Casper K Chen and Tzi-Dar Chiueh. “Multilayer perceptron neural networks for active noise cancellation.” 1996 IEEE International Symposium on Circuits and Systems (ISCAS), vol.3, pp.523-526, 1996.
- [3] Mehrshad Salmasi, “Comparison of Feed-Forward and Recurrent Neural Networks in Active Cancellation of Sound Noise” 2011 International Conference on Multimedia and Signal Processing, 2011.
- [4] Samuel Park, Eric Patterson, Carl Baum, “Long Short-Term Memory and Convolutional Neural Networks for Active Noise Control” 5th International Conference on Frontiers of Signal Processing, 2019.
- [5] Don H. Johnson, Signal processing information database. <http://spib.linse.ufsc.br>