

平成 28 年度

プロジェクト研究報告書

適応フィルタを用いた
パターンノイズキャンセラ

1170350 畠山和巳

指導教員 福本昌弘

高知工科大学 情報学群

要 旨

適応フィルタを用いた パターンノイズキャンセラ

畠山和巳

自動車走行中にタイヤが原因で発生する騒音はタイヤノイズと呼ばれており、代表的なものにパターンノイズが存在する。またタイヤノイズは車内と車外で聞こえる音の2パターンあり、特に車外で聞こえる音は騒音として問題視されている。タイヤノイズを低減する方法としては、タイヤの溝パターンを変える方法があるが、溝パターンを変えてしまうとスリップが起こる要因となるため安易に変えることはできない。溝パターンを変えずにノイズを低減する方法としてはノイズキャンセラがあり、リアルタイムで性質が変化するノイズに対しても有効であるため、走行中に発生するタイヤノイズを低減することが可能になる。

本研究ではタイヤノイズの中でも周波数帯域が明確になっているパターンノイズを対象とし、パターンノイズに対して適応フィルタを用いたノイズキャンセラの構成を行う。バンドパスフィルタを用いて走行音から抽出したパターンノイズで別の走行音から抽出したパターンノイズの低減を図る。構成したノイズキャンセラではパターンノイズが低減されていないことを確認している。

キーワード タイヤノイズ, ノイズキャンセラ, パターンノイズ

目次

第 1 章	序論	1
1.1	本研究の背景と目的	1
1.2	論文の構成	2
第 2 章	パターンノイズ解析	3
2.1	タイヤノイズの種類と発生原因	3
2.1.1	ロードノイズの発生原因	3
2.1.2	パターンノイズの発生原因	4
2.1.3	自動車走行音の取得	4
2.2	パターンノイズの確認方法	5
2.3	まとめ	7
第 3 章	適応フィルタを用いたパターンノイズキャンセラ	8
3.1	適応フィルタ	8
3.2	適応アルゴリズム	11
3.2.1	最急降下法	11
3.2.2	LMS アルゴリズム	14
3.2.3	各パラメータの検討	16
3.3	パターンノイズの消去	18
3.3.1	適応フィルタを用いたノイズキャンセラ	18
3.3.2	パターンノイズキャンセラ	19
3.4	パターンノイズキャンセラシミュレーション	20
3.4.1	シミュレーション条件	20
3.5	シミュレーション結果	21

目次

3.6	考察	21
3.7	まとめ	22
第 4 章	結論	23
4.1	本研究のまとめ	23
4.2	今後の課題	23
	謝辞	25
	参考文献	26

図目次

2.1	パターンノイズ発生時の気柱共鳴	5
2.2	周波数解析結果	6
3.1	適応フィルタの構成図	11
3.2	平均消去量最大時の各タップ長 (5000-12000)	17
3.3	ステップサイズ 0.001 時の各タップ長の平均消去量 (4000-7000)	17
3.4	ステップサイズ 0.001 時の各タップ長の平均消去量 (500-4000)	18
3.5	ノイズキャンセラの構成図	19
3.6	パターンノイズキャンセラの構成図	20
3.7	シミュレーション結果	21

表目次

2.1	FFT 環境	6
2.2	フィルタ設計環境	7
3.1	平均消去量が最大時の各タップ長とステップサイズの組み合わせ	17
3.2	ノイズキャンセラ構成環境	20

第 1 章

序論

1.1 本研究の背景と目的

自動車走行中にタイヤが原因で発生する騒音はタイヤノイズと呼ばれており、代表的なものにロードノイズやパターンノイズといったものが存在する。ロードノイズとは凹凸のある路面を走行する際のタイヤの振動が車内に伝わることによって発生するノイズである [1]。パターンノイズはタイヤの縦溝である部分（トレッド）が路面と接する際、溝に入った空気が圧縮・放出されることによって発生するノイズである [1]。このパターンノイズの発生には気柱共鳴が関わっており、周波数は接地した縦溝の部分の長さと言速で求められるため、タイヤの回転速度によらず共振周波数はほぼ一定であり、800Hz から 1000Hz に存在している [1]。タイヤノイズには車内で聞こえる音と車外で聞こえる音の 2 パターンあり、特に車外で聞こえる音は人を不快にさせる騒音として問題視されている。EU では既に騒音防止のためタイヤノイズの大きさに規制（タイヤ単体騒音規制）が設けられており [2]、近いうちに日本でもタイヤノイズの大きさに規制がかかる予定のためノイズを抑える対策が必要となる。タイヤノイズを抑える方法としては、タイヤの溝パターンを変えるなどタイヤノイズが発生しにくいタイヤを開発する方法がある。しかし溝パターンを変えてしまうと、雨の日など濡れている路面を走行する際、元のタイヤより水捌けが悪くなりスリップが起きやすくなる、また開発にコストが掛かるため安易に溝パターンを変えることは出来ない。タイヤの溝パターンを変えずにタイヤノイズを抑える方法としてノイズキャンセラがある。ノイズキャンセラは対象のノイズに対し逆位相の信号を足すことでノイズを軽減する方法であり、リアルタイムで性質が変化するノイズに対しても有効であるため、走行中のタイヤノイズに対し

1.2 論文の構成

てもノイズの低減が可能である。

そこで本研究では、タイヤノイズの中でも周波数帯域が明確になっているパターンノイズを対象とし、パターンノイズのノイズキャンセラの構成を行う。そして自動車走行中に録音した音源に対しパターンノイズの低減が可能であるか確認する。

1.2 論文の構成

本論文の構成について述べる。第2章では、タイヤノイズの発生原因からパターンノイズの特徴を述べ、自動車走行中のタイヤ付近で録音した音源にパターンノイズが含まれているか確認を行った。第3章では、ノイズキャンセラに用いる適応フィルタについて述べ、自動車走行中に録音した音源からパターンノイズを消すために適応フィルタを用いたノイズキャンセラについての構成を行った。第4章では、本研究の結論と今後の課題について述べる。

第2章

パターンノイズ解析

タイヤノイズは騒音として認知されており，EU などではタイヤノイズの大きさに規制が設けられている．日本でも近いうちに規制がかかる予定である．ノイズを低減する方法として適応フィルタを用いたノイズキャンセラが有効だが，ノイズが持っている特徴の情報が必要になる．本章では，まずタイヤノイズであるロードノイズとパターンノイズの特徴と発生原因について述べる．次に自動車走行中に実際に録音した音源にパターンノイズが含まれているか確認する．

2.1 タイヤノイズの種類と発生原因

タイヤノイズにはロードノイズ，パターンノイズといったものが存在しており，それぞれ発生原因や特徴が異なる．走行音を録音した音源には様々な音が入り混じっている状態であるため，目的の音を取り出すにはその音の特徴の情報が必要となる．まず，タイヤノイズとして代表的なロードノイズ，パターンノイズの発生原因や特徴について述べる．

2.1.1 ロードノイズの発生原因

ロードノイズは凹凸のある路面を走行する際のタイヤの振動がタイヤ，サスペンション，車内などと共振して伝わることにより発生するノイズである [1]．発生パターンとしては，粗い表面の舗装路など不規則な凹凸のある路面を走行することによりランダムな周波数成分を持った耳障りな音が発生する場合と，滑り止め路など一定間隔の凹凸のある路面を走行することにより周期的な周波数成分を持つ連続的な音が発生する場合がある [1]．

2.1 タイヤノイズの種類と発生原因

2.1.2 パターンノイズの発生原因

パターンノイズはタイヤが路面に接地した際にタイヤの縦溝である部分（トレッド）と路面との間で形成する気柱管から空気が圧縮・放出されることによって発生するノイズである。タイヤが路面に接したときの様子を図 2.1 に示す。波が進む速さ v は、振動数 f と波長 λ を掛け合わせたものであり、

$$v = f\lambda \quad (2.1)$$

で表すことができる。また $1/2$ 波長が 1 つの時は基本振動、2 つのときは 2 倍振動という。図 2.1 のとき、タイヤが路面と接地したときの縦溝の長さを l [m]、 n 倍振動とすると波長 λ_n [m] は、

$$n \times \frac{\lambda_n}{2} = l \quad \therefore \lambda_n = \frac{2l}{n} \quad (n = 1, 2, 3, \dots) \quad (2.2)$$

となる。ここで音速を V [m/s] とし、振動数を f_n [Hz] とすると式 (2.1) より、

$$f_n = \frac{V}{\lambda_n} = \frac{V}{\frac{2l}{n}} = \frac{n}{2l}V \quad (n = 1, 2, 3, \dots) \quad (2.3)$$

となる。式 (2.3) より $n=1$ のときの共振周波数 f_1 は接した縦溝の部分の長さ l と音速 V で求められるため、タイヤの回転速度によらず周波数はほぼ一定であり、800Hz から 1000Hz に存在している。

2.1.3 自動車走行音の取得

走行中に発生するパターンノイズを抽出するため、自動車の走行音を録音した。録音した手法について述べる。自動車の左フロントタイヤの位置にマイクを設置し、速度約 60km/h の速さで走行する。急発進時以外の走行中に約 15.0 秒程度の長さで録音を行いデータを取得した。なお、録音は全部で 3 回行い、速度、走行する道路、天候などはすべて同じ条件で行った。この録音した音源に含まれる可能性がある音はロードノイズ、パターンノイズ、風切り音、環境音、その他の雑音と考えられる。風切り音は自動車が高速で走行することにより車両周辺の気流が乱され発生するランダム性の音である [3]。また、環境音はロードノイズ（広い意味で）のような自動車の走行が原因で発生する音とは別の要因で発生する音であり、

2.2 パターンノイズの確認方法

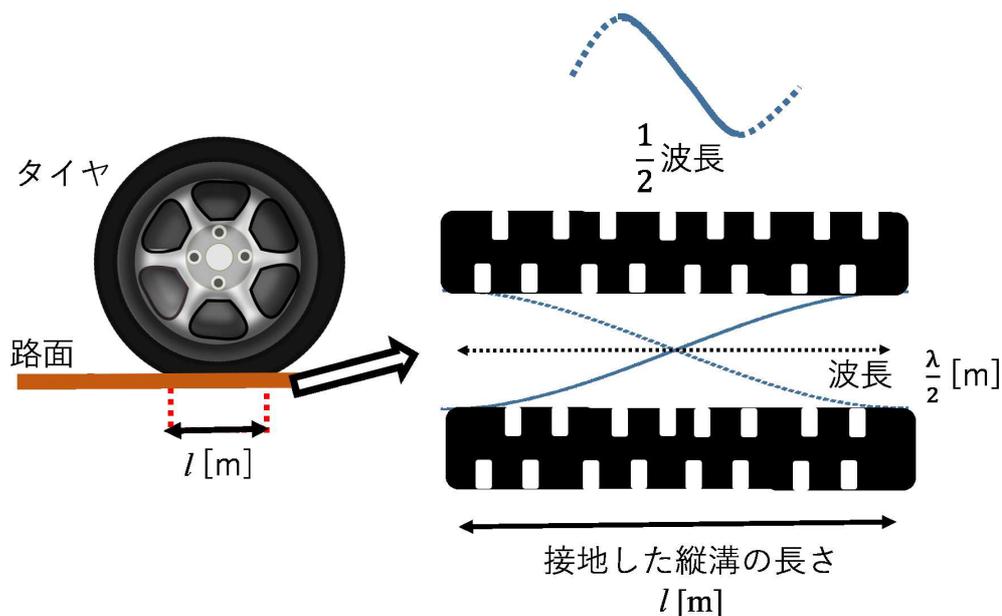


図 2.1 パターンノイズ発生時の気柱共鳴

人の会話音，踏み切り音，雨音などが挙げられる．その他の雑音としては，録音時マイクに風が当たることで発生する風雑音などがある．

2.2 パターンノイズの確認方法

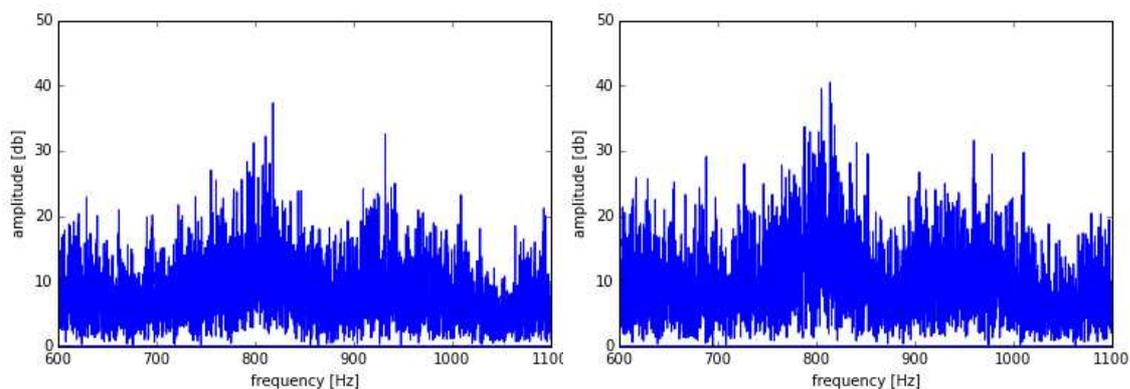
周波数域が明確になっているパターンノイズを確認するために，録音した 3 つの内 2 つの音源に対してタイヤノイズが聞き取れる範囲である 0.0s から 8.0s 間でトリミングを行った．その後，音源にパターンノイズの共振周波数が存在する 800Hz から 1000Hz 付近に特徴が出ているか調査するために，高速フーリエ変換（FFT：Fast Fourier Transfer）を用いて周波数解析を行った．解析に用いた FFT 環境を表 2.1 に示す．なお，窓関数には代表的な窓関数であるハミング窓を使用した．2 つの音源に対して FFT を行い 600Hz から 1100Hz の範囲でプロットした結果を図 2.2 に示す．いずれの図も 800Hz から 1000Hz の近くにピークが存在していることが確認できる．

この周波数域に存在していると考えられるパターンノイズを抽出するために，窓関数法を

2.2 パターンノイズの確認方法

表 2.1 FFT 環境

プログラミング言語	Python
FFT ライブラリ	Scipy
サンプリング周波数	44100Hz
サンプル数	352800 点
窓関数	ハミング窓



(a) 録音音源 part1

(b) 録音音源 part2

図 2.2 周波数解析結果

用いた FIR バンドパスフィルタを設計した．フィルタの設計に用いた環境を表 2.2 に示す．窓関数は代表的な窓関数であるハミング窓を使用した．窓関数法を用いた FIR バンドパスフィルタの設計について記す．希望する周波数特性を持つフィルタにフーリエ逆変換を行いインパルス応答を得る [4]．このインパルス応答は無限長であるため時間窓関数を掛け，窓関数法によるインパルス応答を得る [4]．このインパルス応答に対してフーリエ変換を行うことにより，目的の周波数特性を持つフィルタが得られる [4]．このフィルタと対象信号を畳み込むことで目的の周波数帯域以外を 0 近くに低減した信号を得ることができる [4]．

設定したパラメーターに関して述べる．設計したフィルタは FIR フィルタであるため，タップ長は大きいほどフィルタは急峻になるが，大きくなると計算量が増え処理が遅くな

2.3 まとめ

表 2.2 フィルタ設計環境

プログラミング言語	Python
フィルタライブラリ	Scipy
FFT ライブラリ	Scipy
サンプリング周波数	44100Hz
サンプル数	352800 点
窓関数	ハミング窓
タップ長	2047 点
通過帯域	800Hz から 1000Hz

る。しかし、パターンノイズは 800Hz から 1000Hz に存在しておりフィルタが急峻でないと他のノイズも混ざってしまうため、タップ長が大きく計算も比較的速い 2047 点に設定した。またパターンノイズの共振周波数が存在する 800Hz から 1000Hz を通過帯域として設定した。

2.3 まとめ

本章ではまず、各タイヤノイズの発生原因と特徴について述べた。次章では、ノイズキャンセラに用いられる適応フィルタについて述べ、適応アルゴリズムである最急降下法と LMS アルゴリズム、ステップサイズの状態について述べる。また、パターンノイズを対象としたノイズキャンセラの構成を行い、フィルタの最適なパラメータの検討を行う。さらに、実際の走行音に対しシミュレーションを行いパターンノイズの低減を確認する。

第 3 章

適応フィルタを用いたパターンノイズキャンセラ

本章では、まず適応フィルタの機能や原理について説明する。次に適応アルゴリズムである最急降下法と LMS アルゴリズムの原理について説明し、アルゴリズムが収束する条件であるステップサイズの求め方や上限について説明する。また、ノイズキャンセラに用いるステップサイズなどのパラメータを決めるための検証について説明する。次に適応フィルタを用いたパターンノイズキャンセラの構成について説明する。最後にパターンノイズキャンセラのシミュレーションを行った結果の考察及びまとめを行う。

3.1 適応フィルタ

適応フィルタとは、未知の信号を推測してパラメータを更新していくフィルタである。パラメータが固定されているフィルタでは常に同じ処理しか行えないため、リアルタイムで性質が変化する信号には正確に処理を行うことはできない。しかし適応フィルタであれば、変化する信号の性質に応じてパラメータを更新することが出来るため正確な処理が可能である。適応フィルタの応用として、アクティブノイズコントロールやノイズキャンセラなどが存在する。

図 3.1 は適応フィルタの構成図である。時刻 n における入力信号 $x(n)$ に対して、入力信

3.1 適応フィルタ

号ベクトル, フィルタ係数ベクトルを

$$X_M(n) = \begin{bmatrix} x(n) \\ x(n-1) \\ \vdots \\ x(n-M+1) \end{bmatrix} \quad (3.1)$$

$$W_M(n) = \begin{bmatrix} w_0(n) \\ w_1(n) \\ \vdots \\ w_{M-1}(n) \end{bmatrix} \quad (3.2)$$

とする. 入力信号ベクトルである $X_M(n)$ は未知の係数 $h_M(n)$ によって

$$d(n) = h_M^T(n)X_M(n) \quad (3.3)$$

となり信号 $d(n)$ が発生する. ここで $h_M^T(n)$ は未知係数 $h_M(n)$ の転置行列を示す. この所望信号 $d(n)$ を入力信号ベクトル $X_M(n)$ で作り出すためには未知係数 $h_M(n)$ を推測する必要がある. 適応フィルタでは未知係数 $h_M(n)$ を推測するために, フィルタ係数ベクトル $W_M(n)$ でフィルタリングした後, 所望信号と出力信号の誤差を測る. 誤差の2乗平均の期待値が最小となるようにフィルタ係数ベクトル $W_M(n)$ を繰り返し修正し, フィルタ係数ベクトル $W_M(n)$ を未知係数 $h_M(n)$ に近づけることで, 最終的に所望信号 $d(n)$ を作り出すことが可能になる. 入力信号ベクトル $X_M(n)$ は適応フィルタでフィルタリングされると,

$$y(n) = W_M^T(n)X_M(n) \quad (3.4)$$

となり所望信号 $d(n)$ に近似した信号 $y(n)$ を出力する. ただし $W_M^T(n)$ はフィルタ係数ベクトル $W_M(n)$ の転置行列を示す. 所望信号 $d(n)$ と出力信号 $y(n)$ の差である誤差信号 $e(n)$ は

$$e(n) = d(n) - y(n) \quad (3.5)$$

で求められる. ここでフィルタ係数ベクトル $W_M(n)$ と未知係数 $h_M(n)$ の要素数 M はタップ (インパルス応答) 長と呼ばれており, フィルタ係数と未知係数の要素数は同じである. フィルタのタップ長が大きいとフィルタの演算量は大きくなるが, その分フィルタの処理能

3.1 適応フィルタ

力は高くなりより正確に未知係数に近づけることが可能である。

このフィルタ係数の最適値は正規方程式を解くと求まる。フィルタから出力される時刻 n における出力信号 $y(n)$ は式 (3.4) で表される。また誤差信号 $e(n)$ は式 (3.5) で表され、2乗平均誤差 $\varepsilon(n)$ は

$$\varepsilon(n) = E[e^2(n)] \quad (3.6)$$

で表される。ただし $E[\cdot]$ は期待値を表す。式 (3.4), (3.5), (3.6) より

$$\begin{aligned} \varepsilon(n) &= E[d^2(n)] - 2E[d(n)y(n)] + E[y^2(n)] \\ &= W_M^T(n)E[X_M(n)X_M^T(n)]W_M(n) - 2W_M^T(n)E[X_M(n)d(n)] + E[d^2(n)] \end{aligned} \quad (3.7)$$

が得られる。式 (3.7) より、2乗平均誤差 $\varepsilon(n)$ はフィルタ係数ベクトル $W_M(n)$ に関する二次関数であることがわかる。従って、2乗平均誤差はフィルタ係数に対して、単一の最小値を持つ鉢状の曲面（誤差特性曲面）として表現できる。この曲面の底の点では2乗平均誤差 $\varepsilon(n)$ は最小となる、すなわちフィルタ係数ベクトル $W_M(n)$ の最適値が求まる。これはフィルタ係数ベクトル $W_M(n)$ に関する2乗平均誤差 $\varepsilon(n)$ の導関数が0になるときに最小値をとるため、式 (3.7) をフィルタ係数ベクトル $W_M(n)$ で微分すると

$$\frac{\partial \varepsilon(n)}{\partial W_M(n)} = 2E[X_M(n)X_M^T(n)]W_M(n) - 2E[X_M(n)d(n)] \quad (3.8)$$

が得られる。フィルタ係数の最適値を W_0 とし、式 (3.8) の結果を0とすると

$$E[X_M(n)X_M^T(n)]W_0(n) = E[X_M(n)d(n)] \quad (3.9)$$

となる。式 (3.9) は正規方程式であり、この方程式を解くと最適値 W_0 は

$$W_0 = E[X_M(n)X_M^T(n)]^{-1}E[X_M(n)d(n)] \quad (3.10)$$

となる。式 (3.10) はウィーナー・ホッフの解と呼ばれている。したがって、入力信号ベクトル $X_M(n)$ の自己相関ベクトルと、入力信号ベクトル $X_M(n)$ と所望信号 $d(n)$ との相互相関ベクトルが定めればフィルタ係数ベクトル $W_M(n)$ の最適値 W_0 が求められる。

3.2 適応アルゴリズム

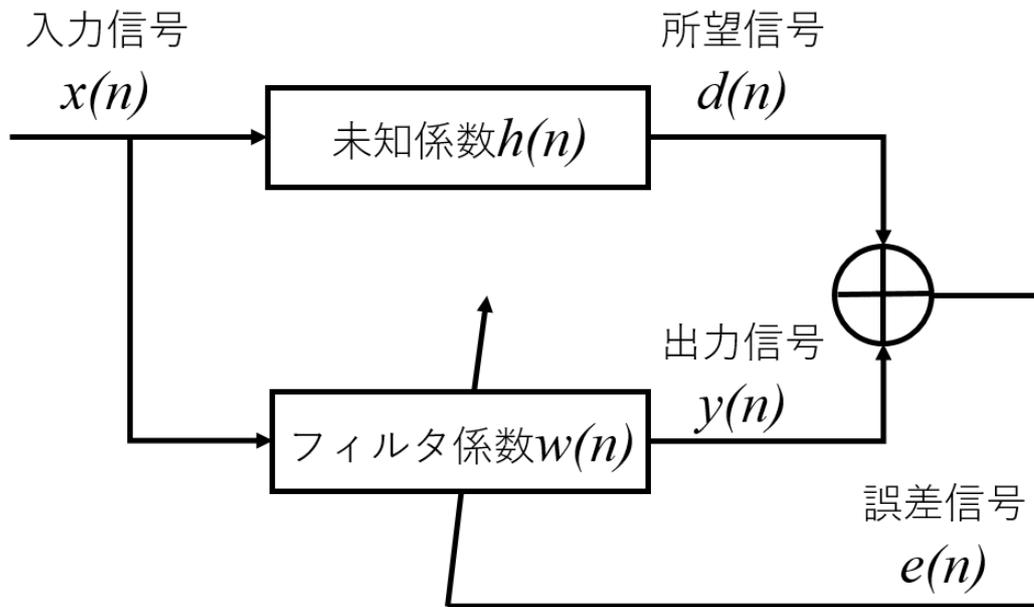


図 3.1 適応フィルタの構成図

3.2 適応アルゴリズム

正規方程式を解けばフィルタ係数の最適値が求められるが、タップ長が大きくなるほど演算量は増大するため直接解く方法は効率的ではない。この問題は適応アルゴリズムを用いることで解決できる。適応アルゴリズムとは、誤差の結果からフィルタ係数の値を逐次変化させ最適値を探索するアルゴリズムである。適応アルゴリズムには最急降下法や LMS アルゴリズムなど様々なものが提案されており、それぞれ係数更新の手法が異なる。

3.2.1 最急降下法

まず最急降下法について述べる。 $\nabla(n)$ を時刻 n における $M \times 1$ 勾配ベクトルとする。ここで言う勾配ベクトルとは、2乗平均誤差 $\varepsilon(n)$ のフィルタ係数ベクトル W_M における曲面の接線の傾きを示している。また、 M はフィルタ係数の数である。式 (3.8) から、 $\nabla(n)$ の k 番目の要素は、フィルタ係数ベクトル $W_k(n)$ に関する2乗平均誤差 $\varepsilon(n)$ の一次導関数

3.2 適応アルゴリズム

に等しい．そこで式 (3.6) を簡単にする．式 (3.4), (3.5) より，所望信号 $d(n)$ は

$$d(n) = W_M(n)X_M^T(n) + e(n) \quad (3.11)$$

で表される．式 (3.11) より，式 (3.8) の第2項は

$$\begin{aligned} E[X_M(n)d(n)] &= E[X_M(n)W_M(n)X_M^T(n) + e(n)] \\ &= E[X_M(n)X_M^T(n)]W_M(n) + E[X_M(n)e(n)] \end{aligned} \quad (3.12)$$

で表される．よって式 (3.12) を式 (3.8) に代入すると

$$\nabla(n) = \frac{\partial \varepsilon(n)}{\partial W_M(n)} = -2E[X_M(n)e(n)] \quad (3.13)$$

が得られ，これは勾配ベクトル $\nabla(n)$ を示している．式 (3.11) は勾配ベクトル $\nabla(n)$ が入力信号ベクトル $X_M(n)$ と誤差信号 $e(n)$ との相互相関関数に負係数を付けたものであることを示している．また，誤差特性曲面の最小点では勾配ベクトル $\nabla(n)$ の M 個の全要素は同時に 0 である．そのため最小 2 乗平均誤差に達しているときは，入力信号ベクトル $X_M(n)$ と誤差信号 $e(n)$ との相互相関関数は 0 である．よって最急降下法によるフィルタ係数更新式は

$$W_M(n+1) = W_M(n) + \frac{1}{2}\mu[-\nabla(n)] \quad (3.14)$$

で与えられる．ただし μ は正のスカラー量， $1/2$ は便宜上導入した係数である．式 (3.13) を (3.14) に代入すると

$$W_M(n+1) = W_M(n) + \mu E[X_M(n)e(n)] \quad (3.15)$$

が得られる．式 (3.15) はフィルタ係数を更新するために，勾配に沿ってスカラー量 μ を掛けた分だけフィルタ係数を変化させることを示している．このときに用いられる μ はステップサイズと呼ばれており，ステップサイズはすべてのフィルタ係数に対し同一の値を用いる．フィルタ係数が最適値に収束するためのステップサイズの条件を求めるため，まず係数誤差ベクトル $c(n)$ を

$$c(n) = W_M(n) - W_0 \quad (3.16)$$

3.2 適応アルゴリズム

とする。ただし、 W_0 は最適係数ベクトルを示す。式 (3.15) は式 (3.4)(3.5) より

$$\begin{aligned}
 W_M(n+1) &= W_M(n) + \mu E[X_M(n)d(n) - X_M^T(n)W_M(n)] \\
 &= W_M(n) + \mu E[X_M(n)d(n)] - \mu W_M(n) E[X_M(n)X_M^T(n)] \\
 &= W_M(n) + \mu P - \mu W_M(n)R \\
 &= (I - \mu R)W_M(n) + \mu P
 \end{aligned} \tag{3.17}$$

となる。ただし I は単位行列を示す。ここで式 (3.9) の正規方程式は

$$RW_0 = P \tag{3.18}$$

と表せる。ただし R は入力信号ベクトル $X_M(n)$ の自己相関ベクトル、 P は入力信号ベクトル $X_M(n)$ と所望信号 $d(n)$ との相互相関ベクトルを示す。式 (3.17) の両辺から W_0 を引き、式 (3.18) を用いて相互相関ベクトル P を消去すると

$$\begin{aligned}
 W_M(n+1) - W_0 &= (I - \mu R)W_M(n) + \mu RW_0 - W_0 \\
 &= (I - \mu R)W_M(n) - (I - \mu R)W_0 \\
 &= (I - \mu R)[W_M(n) - W_0]
 \end{aligned} \tag{3.19}$$

となる。よって式 (3.19) は式 (3.16) より

$$c(n+1) = (I - \mu R)c(n) \tag{3.20}$$

となる。式 (3.20) の両辺に期待値をとると

$$\begin{aligned}
 E[c(n+1)] &= E[(I - \mu R)c(n)] \\
 &= (I - \mu R)E[c(n)]
 \end{aligned} \tag{3.21}$$

となる。ここで自己相関行列 R は

$$R = Q^T \Lambda Q \tag{3.22}$$

のように固有値 Λ と固有ベクトル Q で表せる。ユニタリ変換された誤差ベクトル $V(n)$ を

$$V(n) = Q^T c(n) \tag{3.23}$$

3.2 適応アルゴリズム

と定義すると、式 (3.21), (3.23) より

$$V(n+1) = (I - \mu\Lambda)V(n) \quad (3.24)$$

が得られる。式 (3.24) は

$$v_k(n+1) = (I - \mu\lambda_k)v_k(n), \quad k = 1, 2, \dots, M \quad (3.25)$$

のように各要素で表せる。ここで λ_k は入力信号ベクトル $X_M(n)$ における自己相関行列 R の固有値である。式 (3.25) より、LMS アルゴリズムが収束する条件としては

$$0 < |I - \mu\lambda_k| < 1, \quad k = 1, 2, \dots, M \quad (3.26)$$

を満たさなければならない。よってステップサイズ μ は

$$0 < \mu < \frac{2}{\lambda_{max}} \quad (3.27)$$

の条件を満たすとき、繰り返し回数を無限大に近づけるとフィルタ係数ベクトル $W_M(n)$ は最適値 W_0 に収束する。ここで λ_{max} は入力信号ベクトル $X_M(n)$ における自己相関行列 R の最大固有値である。

3.2.2 LMS アルゴリズム

最急降下法とそれに伴うステップサイズの条件について述べた。しかし適応信号処理はリアルタイムでの処理が必要なため、最急降下法で扱う期待値操作を用いた 2 乗平均誤差 $E[e^2(n)]$ は求められない。そのため、係数更新に用いる勾配ベクトル $\nabla(n)$ を求めることができない。そこで LMS アルゴリズムでは、最急降下法に基づきながら、2 乗平均誤差 $E[e^2(n)]$ の代わりにその瞬時値 $e^2(n)$ を用いる。式 (3.4) から期待値操作を取り除いた瞬時 2 乗誤差 $\varepsilon(n)$ は

$$\begin{aligned} \varepsilon(n) &= E[e^2(n)] \\ &= W_M^T(n)X_M(n)X_M^T(n)W_M(n) - 2W_M^T(n)X_M(n)d(n) + d^2(n) \end{aligned} \quad (3.28)$$

で表される。式 (3.28) をフィルタ係数ベクトル $W_M(n)$ で微分すると勾配ベクトル $\hat{\nabla}(n)$ は

$$\hat{\nabla}(n) = 2X_M(n)X_M^T(n)W_M(n) - 2X_M(n)d(n)$$

3.2 適応アルゴリズム

$$\begin{aligned}
 &= -2X_M(n)[d(n) - X_M^T(n)W_M(n)] \\
 &= -2X_M(n)e(n)
 \end{aligned} \tag{3.29}$$

で与えられる．よって LMS アルゴリズムのフィルタ係数更新式は式 (3.14), (3.29) より

$$W_M(n+1) = W_M(n) + \mu X_M(n)e(n) \tag{3.30}$$

で表される．LMS アルゴリズムが収束するステップサイズの条件は式 (3.27) で表されている．また固有値が広く分散している場合，フィルタ係数ベクトル $W_M(n)$ が最適値 W_0 に収束するために要する時間は最小固有値によって定まる．

式 (3.27) でステップサイズの上限が決まるが，入力信号ベクトル $X_M(n)$ における自己相関行列 R の固有値を計算するにはコストがかかる．そこで，LMS アルゴリズムが 2 乗平均において収束するための必要十分条件，つまり収束特性がタップ長 M に依存している 2 乗平均誤差の平均値 $E[\varepsilon(n)]$ が収束する条件

$$0 < \mu < \frac{2}{\sum_{k=1}^M \lambda_k} \tag{3.31}$$

を利用する． $M \times M$ 相関行列 R の固有値を $\lambda_1, \lambda_2, \dots, \lambda_M$ とすると，行列 R のトレース $tr[R]$ (正方行列の主対角要素の和) はその固有値 λ_k の和に等しいため

$$tr[R] = \sum_{k=1}^M \lambda_k \tag{3.32}$$

となる．また正方行列のトレースは，その主対角の要素の和であるため

$$tr[R] = E[x^2(n)] + E[x^2(n-1)] + \dots + E[x^2(n-N+1)] = \text{入力電力の総和} \tag{3.33}$$

の関係が成り立つ．従って

$$\text{入力電力の総和} = \sum_{k=1}^M \lambda_k \tag{3.34}$$

となる．よって式 (3.31) は式 (3.34) より

$$0 < \mu < \frac{2}{\text{入力電力の総和}} \tag{3.35}$$

となる．ここで，入力信号 $x_M(n)$ の分散を σ_x^2 とすると

$$\text{入力電力の総和} = M\sigma_x^2 \tag{3.36}$$

3.2 適応アルゴリズム

であるため、式 (3.33) は式 (3.34) より

$$0 < \mu < \frac{2}{M\sigma_x^2} \quad (3.37)$$

と表せる。ただし

$$\lambda_{max} \leq \sum_{k=1}^M \lambda_k \quad (3.38)$$

より、式 (3.38) は常に成り立つため、 $E[\varepsilon(n)]$ が収束するための式 (3.37) を満たすようにステップサイズ μ を選ぶと、自動的に $E[w(n)]$ が収束する条件が満たされる。これは式 (3.27) よりも厳しい条件だが、単に入力信号 $x_M(n)$ の入力電力の総和を測ればよいため計算コストは少ない。

3.2.3 各パラメータの検討

今回ノイズキャンセラを構成するにあたり、最適なタップ長、ステップサイズを決めるための検証を行った。検証方法について述べる。検証に使用した音源は、サンプリング周波数 44100Hz、サンプル数 352800 点で録音した自動車走行音 1, 2 である。まず繰り返し回数を 300000 回に固定し、ステップサイズを 0.0001, 0.0005, 0.001, 0.005, 0.01, 0.05, 0.1, 0.5 と複数設定した。次にタップ長を 5000 から 1000 刻みで 12000 までの範囲で各ステップサイズに対する平均消去量が最大になる組み合わせを検証した。比較するために用いる消去量は、

$$\text{消去量 [db]} = 10 \log_{10} \left(\frac{e^2(i)}{d^2(i)} \right) \quad (3.39)$$

で求められる。ここで $d(n)$ は所望信号であり、 $e(n)$ は所望信号 $d(n)$ と出力信号 $y(n)$ との誤差である。表 3.1, 図 3.2 は平均消去量が最大時の組み合わせとそのグラフである。表 3.1, 図 3.2 からタップ長 6000, ステップサイズ 0.001 のとき平均消去量が最大となった。しかし、タップ長 5000 または 7000 までの平均消去量の値は誤差の範囲と考えられるため、繰り返し回数 300000 回、ステップサイズを 0.001 に固定し、タップ長 4000 から 100 刻みで 7000 までの範囲で平均消去量を調査した。結果を図 3.3 に示す。タップ長が 4100, 4300, 6000 のとき平均減少量は最大となった。一般的にタップ長が大きいほどフィルタの性能は

3.2 適応アルゴリズム

表 3.1 平均消去量が最大時の各タップ長とステップサイズの組み合わせ

タップ長	ステップサイズ	タップ長	ステップサイズ
5000	0.001	9000	0.0001
6000	0.001	10000	0.001
7000	0.001	11000	0.1
8000	0.001	12000	0.005

高くなるが、図 3.2, 図 3.3 のからタップ長は小さい方が処理性能は高くなると確認出来るため、今度は繰り返し回数 300000 回, ステップサイズを 0.001 に固定し, タップ長 500 から 500 刻みで 4000 までの範囲で平均消去量を調査した. 結果を図 3.4 に示す. タップ長が 1500, 2500 のとき平均消去量は最大となったが, タップ長 6000 時の平均消去量に満たなかったため, タップ長が小さいほど処理性能は高いということは確認出来なかった.

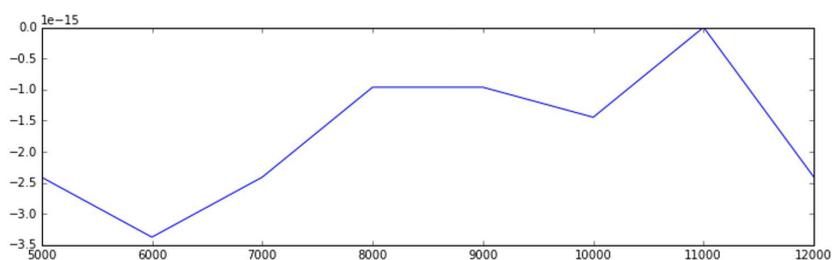


図 3.2 平均消去量最大時の各タップ長 (5000-12000)

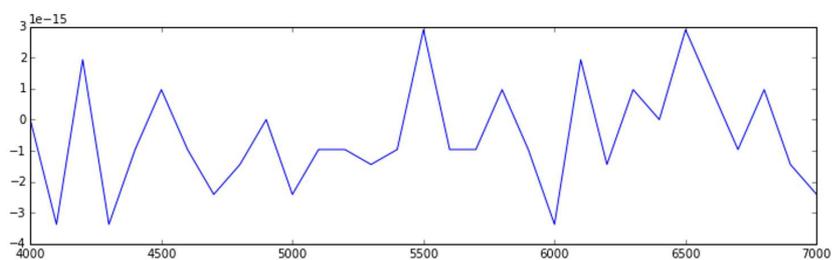


図 3.3 ステップサイズ 0.001 時の各タップ長の平均消去量 (4000-7000)

3.3 パターンノイズの消去

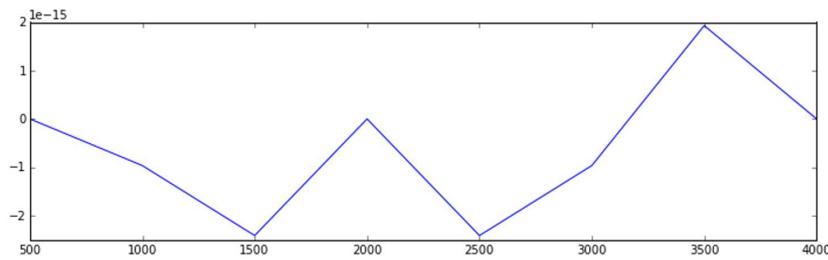


図 3.4 ステップサイズ 0.001 時の各タップ長の平均消費量 (500-4000)

3.3 パターンノイズの消去

パターンノイズを低減する方法としてノイズキャンセラ技術がある。ここでは、適応フィルタを用いたノイズキャンセラについて述べ、さらにパターンノイズを低減するためのパターンノイズキャンセラの構成について述べる。

3.3.1 適応フィルタを用いたノイズキャンセラ

まず、適応フィルタを用いたノイズキャンセラについて説明する。図 3.5 はノイズキャンセラの構成図である。ノイズ $x(n)$ が所望信号 $s(n)$ と混ざる際、音源の距離の違いからノイズ $x(n)$ はノイズ $d(n)$ に性質が変化する。このときノイズが混ざった所望信号 $d'(n)$ は

$$d'(n) = s(n) + d(n) \quad (3.40)$$

で表せる。フィルタの出力信号 $y(n)$ と所望信号 $d'(n)$ との誤差 $e(n)$ は

$$\begin{aligned} e(n) &= d'(n) - y(n) \\ &= d(n) + s(n) - y(n) \end{aligned} \quad (3.41)$$

で表すことができる。このとき出力 $y(n)$ とノイズ $d(n)$ は近似しており、また出力 $y(n)$ と所望信号 $s(n)$ は無相関であるため所望信号 $s(n)$ が残りノイズ部分を低減することができる。つまりノイズキャンセラでは誤差 $e(n)$ が所望信号 $s(n)$ になるように処理を繰り返す。

3.3 パターンノイズの消去

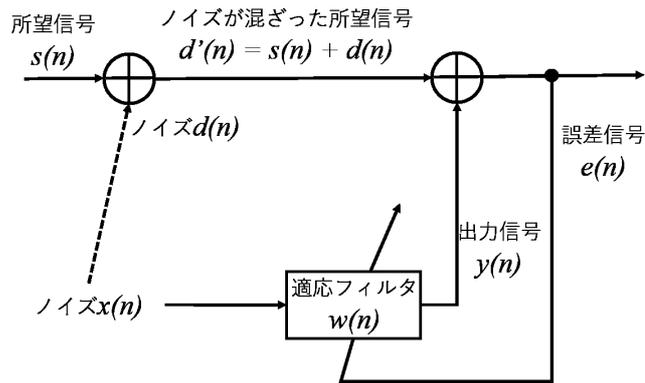


図 3.5 ノイズキャンセラの構成図

3.3.2 パターンノイズキャンセラ

適応フィルタを用いたパターンノイズキャンセラについて説明する。構成環境を表 3.2 に示す。なお、自動車走行音を録音した音源 1, 2 からパターンノイズを抽出しそれぞれを入力信号 x' 、所望信号 y' とするために用いるバンドパスフィルタ (BPF) は第 2.2 章で設計したものをを用いる。またフィルタ係数を更新する適応アルゴリズムは LMS アルゴリズムを用いる。適応フィルタを用いたパターンノイズキャンセラの構成図を図 3.6 に示す。パターンノイズが消去されるまでの過程について記す。録音音源 1 である $d(n)$ にバンドパスフィルタを適用して得られるパターンノイズ $d'(n)$ を所望信号とする。また録音音源 2 である $x(n)$ に同じバンドパスフィルタを適用して得られたパターンノイズ $x'(n)$ を入力信号とする。入力信号 $x'(n)$ を適応フィルタでフィルタリングを行うと所望信号 $d'(n)$ に近似した $y(n)$ が出力される。所望信号 $d'(n)$ から出力 $y(n)$ を引いた値である誤差 $e(n)$ の 2 乗平均の期待値を最小にするために次のフィルタ係数へ更新を繰り返していくことで、所望信号であるパターンノイズ $d'(n)$ を入力信号であるパターンノイズ $x'(n)$ で除去することが可能である。

3.4 パターンノイズキャンセラシミュレーション

表 3.2 ノイズキャンセラ構成環境

プログラミング言語	Python
適応フィルタライブラリ	Adaptfilt
BPF ライブラリ	SciPy
サンプリング周波数	44100Hz

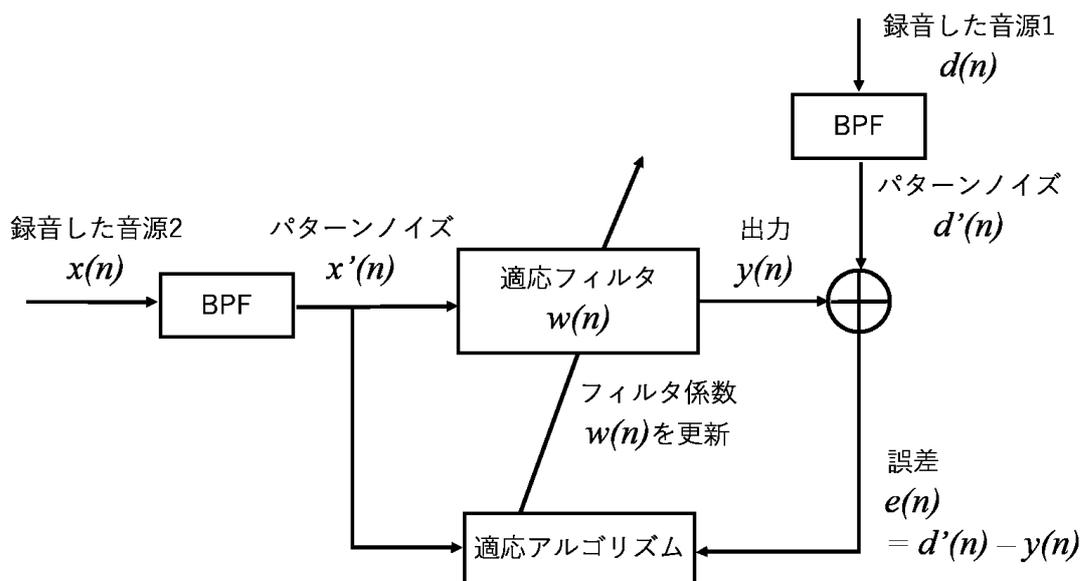


図 3.6 パターンノイズキャンセラの構成図

3.4 パターンノイズキャンセラシミュレーション

構成したノイズキャンセラでパターンノイズが低減されることを確認するため、シミュレーションを行う。

3.4.1 シミュレーション条件

使用した音源 1, 2 は、サンプリング周波数 44100Hz、サンプル数は 352800 点であり、信号処理を行うために正規化している。また各パラメータについては、繰り返し回数を 300000 回とし、タップ長とステップサイズはシミュレーションで平均消去量が最大であったタップ

3.5 シミュレーション結果

長 6000, ステップサイズ 0.001 の組み合わせで行う. ここでタップ長は 6000 であるため, 音源のサンプリング周波数 44100Hz で割ると 0.136 であり, この数値は音源 1 のパターンノイズが鳴り始めて 0.136 秒の間を参考しフィルタ係数を決めていることになる.

3.5 シミュレーション結果

シミュレーションの結果を図 3.7 に示す. 図 3.7 から, 消去量の値が比較的マイナスになっておらず, 正負にバラつきがあることが確認できる. よってパターンノイズの低減がされていないことが確認できる.

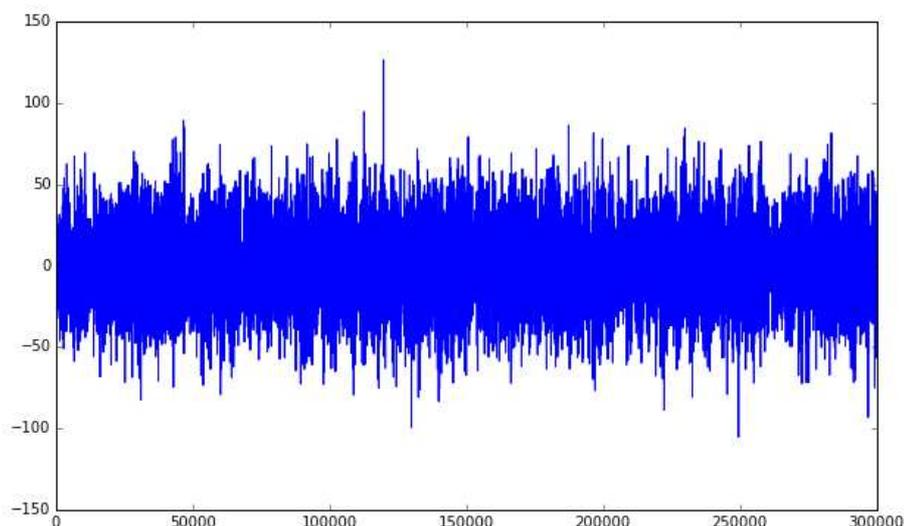


図 3.7 シミュレーション結果

3.6 考察

シミュレーションの結果, パターンノイズの低減がされていないことが確認できた. ここで検証結果のタップ数とステップサイズについて考察する. 今回検証で用いた入力信号は正規化しているため, 分散値は 1 である. よって式 (3.37) より, アルゴリズムが収束するステップサイズ μ の範囲はタップ長だけに依存する. このときタップ長 6000 時のステッ

3.7 まとめ

プサイズ μ の上限は 0.00033... になる。これは複数設定したステップサイズの値の中では 0.0001 しか条件を満たしておらず、タップ長 6000 時の平均消去量が最大となったステップサイズは 0.001 のため、この組み合わせではフィルタ係数は最適値に収束せず、フィルタ係数が分散してしまったためであると考えられる。

3.7 まとめ

本章では、適応フィルタについてその機能や原理について述べた。また、適応アルゴリズムの最急降下法や LMS アルゴリズム、ステップサイズの条件について述べ、ノイズキャンセラの各パラメータの検討を行った。さらに、適応フィルタを用いたパターンノイズキャンセラを構成し、自動車走行音に対してシミュレーションを行ったがパターンノイズの低減は確認できなかった。

第4章

結論

4.1 本研究のまとめ

近々日本では、自動車走行中にタイヤが原因で発生するタイヤノイズに規制が設けられるため、ノイズ対策が必要になる。タイヤノイズを低減する方法として、タイヤの溝パターンを変える方法があるが、スリップが起こる要因となるため安易に変えることはできない。そこで、ノイズキャンセラ技術を用いることで走行中に発生するタイヤノイズを低減することが可能になる。本研究では、高速フーリエ変換やバンドパスフィルタを用いて走行中に録音した音源からパターンノイズを確認した。また、適応フィルタを用いたノイズキャンセラの構成を行い、音源から抽出したパターンノイズで他の音源から抽出したパターンノイズの低減シミュレーションを行った。シミュレーションの結果、パターンノイズが低減されていないことが確認できている。

4.2 今後の課題

今回パターンノイズの低減が確認できなかった理由として、タップ長に対するステップサイズの条件を考慮していなかったためだと考えられる。そのため、条件を考慮したステップサイズでのシミュレーションを行う必要がある。

また本研究は、周波数帯域が明確であったパターンノイズを対象にノイズキャンセラの構成を行ったが、タイヤ騒音規制には同じタイヤノイズであるロードノイズも含まれているため、ロードノイズにおいても周波数帯域などの特徴を調査しノイズキャンセラの構成を行う

4.2 今後の課題

必要がある。

謝辞

本研究を行うにあたり、ご指導して頂いた福本昌弘教授に感謝致します。就職活動や入院で気落ちしている私に対し、やさしいお言葉を掛けて頂き感謝致します。研究に関しては、私の身勝手な行為でまわりを振り回し、先生にもご迷惑をお掛けしました。本当に申し訳ございません。そんな私を最後まで見捨てず指導して頂きとても感謝致します。また最後の最後まで先生にご迷惑をお掛けしました。本当に申し訳ございません。

本研究の副査をして頂いた吉田真一准教授にも感謝致します。梗概の提出が遅れ、また質問の内容に対して、十分な返答もできず申し訳ございません。

また、NOCの福富英次氏にも感謝致します。お寿司やラーメンなど美味しいお食事に連れて行って下さり、本当にお世話になりました。

修士2年の田中麻美氏にも深く感謝致します。研究や様々なことに関して何度も助言して頂き、本当に感謝致します。また研究に関しては、最後まで優柔不断な私でご迷惑をお掛けして本当に申し訳ございません。

Bandhit.Suksiri氏にも深く感謝致します。忙しいにも関わらず、プログラムや色々分からないことを親身になって教えてくださり本当に感謝致します。

同期の岡村啓二郎氏、河崎友紀氏、下笠幸星氏、杉野良樹氏にも深く感謝致します。研究室に配属されて2年と短い期間でしたが、全員で食事に行ったり泊まり込みでパソコンの準備をしたりと、みんなで活動できたのはとても楽しかったです。特に岡村氏と杉野氏には、研究で自分が引きこもっているときに連絡をとって頂いたことは大変感謝しており、また大変ご迷惑をお掛けしました。申し訳ございません。

福本研究室18期生の皆さん、先輩らしいことも何一つできず申し訳ありません。ですが、いつも仲良くやっているように見えるので、就職活動や研究も励ましあい協力して最後まで一致団結で頑張ってください。

最後に4年間自分を支えてくださった皆様、そして家族に感謝致します。

参考文献

- [1] 株式会社ブリヂストン, ”自動車用タイヤの基礎と実際,”東京電機大学出版局, 2008.
- [2] 国土交通省, ”タイヤ騒音低減対策について,
”<http://www.mlit.go.jp/common/000988542.pdf>, 2017年2月7日閲覧.
- [3] 星野博之, 小沢義彦, ”車内音を構成する音の要素とその評価,”豊田中央研究所 R&D
レビュー vol30, No3, 1995.
- [4] 三谷政昭, ”デジタルフィルタデザイン,”株式会社昭晃堂, 1987.
- [5] サイモン・ヘイキン (著), 武部幹 (訳), ”適応フィルタ入門 第3版,”現代工学社,
1994.