

長岡技術科学大学大学院

工学研究科修士論文

題 目

FLANNを用いたパラメトリックスピーカ
の非線形歪み低減に関する研究

指導教員

准教授 杉田 泰則

著者 電気電子情報工学専攻

11109482 吉田 真崇

提出期日

平成29年2月13日

目次

第 1 章	はじめに	1
1.1	研究背景	1
1.2	研究目的	2
1.3	本論文の構成	2
第 2 章	パラメトリックスピーカの 非線形歪み	3
2.1	音波の非線形伝搬	3
2.1.1	非線形性による波形歪み	3
2.1.2	パラメトリックアレイ	4
2.2	変調方式による歪みの低減	5
2.3	Volterra フィルタを用いた歪み補償システム	6
2.3.1	Volterra フィルタ	6
2.3.2	適応 Volterra フィルタを用いたシステム同定	7
2.3.3	非線形歪み補償システム	8
2.3.4	線形逆フィルタ	9
2.4	まとめ	10
第 3 章	提案法	11
3.1	Functional Link Artificial Neural Network	11
3.1.1	FLANN の構造	11
3.1.2	三角多項式	13
3.1.3	三角多項式に基づいた FLANN	14
3.1.4	FLANN を用いたシステム同定	14
3.1.5	FLANN のフィルタバンク表現	15

3.2	FLANN を用いた非線形歪み補償システム	17
3.3	まとめ	18
第 4 章	シミュレーションおよび実験	19
4.1	シミュレーション	19
4.1.1	シミュレーション結果	20
4.2	パラメトリックスピーカの歪み補償	22
4.2.1	実験設定	22
4.2.2	システム同定および歪み補償システムの設計	24
4.2.3	歪み補償結果	25
4.2.4	計算量の比較	27
4.3	まとめ	28
第 5 章	おわりに	29
付録 A	シミュレーション	30
	謝辞	34
	参考文献	37

第 1 章 はじめに

1.1 研究背景

スピーカは，テレビや駅のホーム案内，横断歩道など数多くの場所や物で用いられている．通常，スピーカによって生成された音波は，球面波上に広がり伝搬する．一度伝搬した音波を制御することは難しく，様々な場所や人に対して音を伝搬することになるため，その音を必要としない人に対しては騒音となる場合もある．このような場合には，高指向性のスピーカを用いることによって特定の場所や人へのみ音を伝搬させるのが有効であるとされている．

高指向性を持つスピーカとして，パラメトリックスピーカ [1] が注目されている．パラメトリックスピーカは，音声などの可聴周波数の信号で振幅変調した超音波を有限振幅音波として空気中に放射し，空気の非線形性によって伝搬途中に可聴域の信号波を復調し再生するスピーカである．復調された信号波は広帯域で非常に鋭い指向性を有しており，その特性を用いた能動騒音制御 [2] や音場再生技術 [3]，交通バリアフリー [4]，エンターテインメント用途 [5] などの様々な応用が期待されている．しかし，パラメトリックスピーカは空気の非線形性により歪みが多く発生し，音質が悪い [6]．この問題を解決する手法として，変調方式を改善したもの [5, 7, 8] が提案されてきたが，放射波がある一定の音圧レベルを超えた場合に効果的でないことが報告されている [9]．したがって，より優れたパラメトリックスピーカの歪み低減手法が求められている．その中で近年，Volterra フィルタを用いた手法 [10, 11] の研究が進んでいる．これは，空気の非線形性や超音波エミッタなどのパラメトリックスピーカを構成するシステム全体の特性を Volterra フィルタで同定し，それを基に構築した歪み補償システムを前処理として加えるものである．Volterra フィルタは高い精度でパラメトリックスピーカをモデリングでき，優れた歪み低減効果が得られる [12]．例えば，2 次 Volterra フィルタに基づいて歪み補償システムを構築した場合，2 次高調波成分が低減される．しかし，3 次以降の高調波成分が増大する [13]．Volterra フィルタの次数を上げることによって歪みを完全に除去できるが，それに伴って処理に必要なパラメータの数が指数関数的に増加し，計算量が膨大となる問題がある．

1.2 研究目的

本論文では、歪み補償システムの計算量削減を目的とし、従来法と同等程度の歪み低減性能を実現したシステムを提案する。提案法では、パラメトリックスピーカのモデリングに Functional Link Artificial Neural Network (FLANN) [14] を導入する。FLANN は入力信号を関数展開することで非線形性を表すシンプルな構造であり、Volterra フィルタに比べて少ないパラメータで非線形性を表現できる [15]。したがって、FLANN を用いることによって、計算量の大幅な削減が期待される。しかし、FLANN は出力信号に線形成分と非線形成分が含まれるため、Volterra フィルタを用いた従来の歪み補償システムにそのまま適用することができない。そこで、提案法では、FLANN と線形適応フィルタを組み合わせることによって出力に含まれる線形成分を除去する。これにより、Volterra フィルタと同等な歪み補償システムを実現する。提案法を用いて多項式モデルによるシミュレーションおよびパラメトリックスピーカで歪み補償を行い、提案法が従来法と同等程度の歪み低減性能で、処理に必要なパラメータ数を大幅に削減できることを示す。

1.3 本論文の構成

本論文の構成は以下の通りである。第 2 章では、パラメトリックスピーカの原理について述べ、Volterra フィルタを用いた従来の歪み補償システムを示す。第 3 章では、FLANN を導入し、FLANN を用いた提案歪み補償システムについて述べる。第 4 章では、シミュレーションおよびパラメトリックスピーカを用いた実験にて提案法の歪み低減効果を示す。シミュレーションでは多項式モデルを用いて提案法の有効性を示す。また、実験では実際にパラメトリックスピーカの歪み補償を行い、従来法との計算量および歪み低減効果の比較によって提案法の有効性を示す。最後に、第 5 章では本論文の結論を示す。

第 2 章 パラメトリックスピーカの 非線形歪み

本章では、パラメトリックスピーカの非線形歪み低減手法について述べる．まず、2.1 節において、音波が非線形伝搬する際の基本的な特性およびパラメトリックスピーカの原理について述べる．次に、2.2 節で変調方式による歪み低減について述べる．最後に、2.3 節で Volterra フィルタを用いた歪み低減手法について 2.3 節で述べる．

2.1 音波の非線形伝搬

人間が日常生活で耳にする音の大きさの範囲では、音波の伝播過程を線形化して議論することができる．しかし、音波は本質的に非線形伝搬するものであり、振幅が大きい音波では、非線形性に起因する現象が観測されるようになる．以下で音波が非線形伝搬する際に起こる波形歪みとパラメトリックアレイについて述べ、パラメトリックスピーカシステムのメカニズムを示す．

2.1.1 非線形性による波形歪み

振幅が大きく、非線形性を無視できないような取り扱いを必要とする音波を有限振幅音波 [16] と呼ぶ．有限振幅音波において、音波の瞬時音速 c は次式で記述される．

$$c = c_0 + \beta u \quad (2.1)$$

ここで、 c_0 は微小振幅のときの音速、 u は媒質粒子の振動速度（粒子速度）、 β は非線形係数で、媒質固有の値である．非線形係数は空気では 1.2、水では 3.5 と、ほとんどの媒質で $\beta > 0$ である．音波の振幅が大きく、媒質が強く圧縮されると $\beta u > 0$ なので $c > c_0$ となる．また、逆に媒質が希薄になると $\beta u < 0$ で $c < c_0$ となる．したがって、音波の振幅に応じて音の伝搬速度が変化するため、波面は伝搬につれて急峻化し歪みを生じる．

いま、 $x = 0$ において角周波数 ω で初期振幅 p_0 の音圧 $p = p_0 \sin \omega t$ の平面波が $+x$ 軸方向に伝搬しているとする．この境界条件に対する有限振幅音波の解をフーリエ級数に展開

すると,

$$\bar{p} = \sum_{n=1}^{\infty} \frac{2J_n(n\sigma)}{n\sigma} \sin n\omega t' \quad (2.2)$$

となる．ただし, $J_n(n\sigma)$ はベッセル関数の積分表示, t' は遅延時間 $t' = t - x/c_0$, σ は無次元変数 $\sigma = \beta\omega p_0 x / (\rho_0 c_0^3)$ で, ρ_0 は媒質の密度を示す．式 (2.2) は Fubini の解と呼ばれ, 波形が歪むことによって角周波数 $2\omega, 3\omega, 4\omega, \dots$ の高調波が発生することを示す． $n = 1$ の基本波成分を 1 次波, $n \geq 2$ の高調波成分をまとめて 2 次波と呼ぶ．

2.1.2 パラメトリックアレイ

接近した 2 つの異なる周波数の有限振幅音波を同方向に放射すると, それらの音波の相互作用によって差周波音のビームが発生する．その差音は低周波でありながら線形理論で予測されるよりもビーム幅がかなり狭く, 広帯域音源が得られる．この音源はパラメトリックアレイ [17] と呼ばれる．パラメトリックスピーカ [1] は, パラメトリックアレイを利用したスピーカである．一般に, パラメトリックスピーカシステムは図 2.1 に示すように, 変調器, パワーアンプ, 超音波エミッタ, パラメトリックアレイで構成される．まず, 40 kHz 近辺に設定した超音波を音声やオーディオ信号などの可聴信号で振幅変調し, 超音波エミッタを介して空気に放射する．放射された 1 次波には可聴信号の情報を含んだサイドバンドがあり, これと搬送波成分の相互作用でサイドバンドが可聴周波数帯域に移動する．つまり, 空気の非線形性により変調波自ら空間内で元々の可聴信号を復調していることになる．これは自己復調と呼ばれる．自己復調により再生される可聴音源は, 図 2.2 に示すような仮想可聴音源のエンドファイアアレイを形成するため, 再生される可聴音源は狭いビーム幅を持ち, エミッタから離れた場所においても大きい音圧で再生される．しかし, パラメトリックスピーカは空気の非線形性によって波形歪みを生じるため, 通常のスピーカと比べ音質が悪い [6] ．

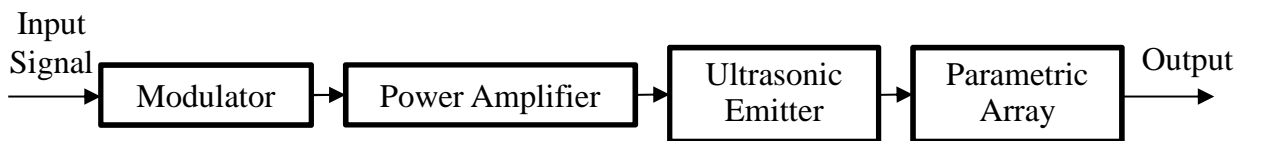


図 2.1 パラメトリックスピーカシステムのブロック図

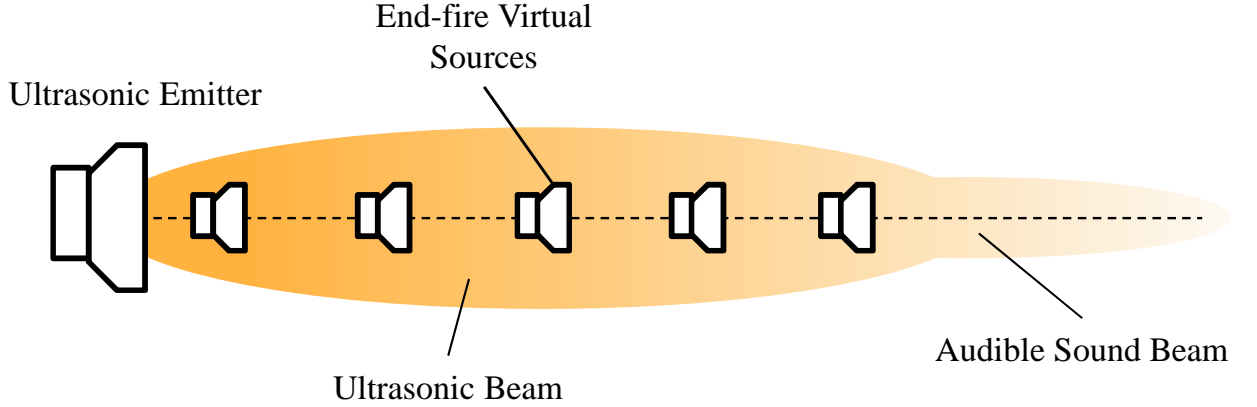


図 2.2 パラメトリックアレイ

2.2 変調方式による歪みの低減

パラメトリックスピーカで用いられる基本的な変調方式は，DSB-AM (double sideband amplitude modulation) である．DSB-AM において，パラメトリックスピーカシステムの変調包絡線 $E(t')$ は，

$$E(t') = 1 + mg(t') \quad (2.3)$$

で与えられ， m は変調度， $g(t')$ は入力信号を示す．図 2.3 に DSB-AM のブロック図を示す． $\sin(\omega_0 t')$ は超音波キャリア波を表す．角周波数 ω_1 の純音を入力すると，変調包絡線は $E(t') = 1 + m \sin(\omega_1 t')$ となる．この信号に関して Berkay の式 [18] を用いると，復調信号は次式で表される．

$$p_2(t) \approx -\frac{\beta p_0^2 a^2 \omega_1^2}{8 \rho_0 c_0^4 z \alpha_0} [m \sin(\omega_1 t') - m^2 \cos(2\omega_1 t')] \quad (2.4)$$

a は超音波エミッタの半径， z はビームの軸に沿った座標を示す．式 (2.4) より，復調信号は入力信号 $m \sin(\omega_1 t')$ と，2 次高調波 $m^2 \cos(2\omega_1 t')$ からなる．すなわち，DSB-AM を用いると，自己復調によって再生される可聴音には 2 次高調波が含まれる（実際のシステムでは超音波エミッタの特性などによって，3 次高調波等の歪みも含まれる）．この 2 次高調波は，変調方式を改善することによって低減させることができる．その変調方式として，SRAM (square-root amplitude modulation) [7] や，SSB-AM (single sideband amplitude modulation) [5]，MAM (modified amplitude modulation) [8] などが提案されている．しかし，それらの変調方式では 1 次波の音圧レベルが一定以上になると，十分な歪み低減効果

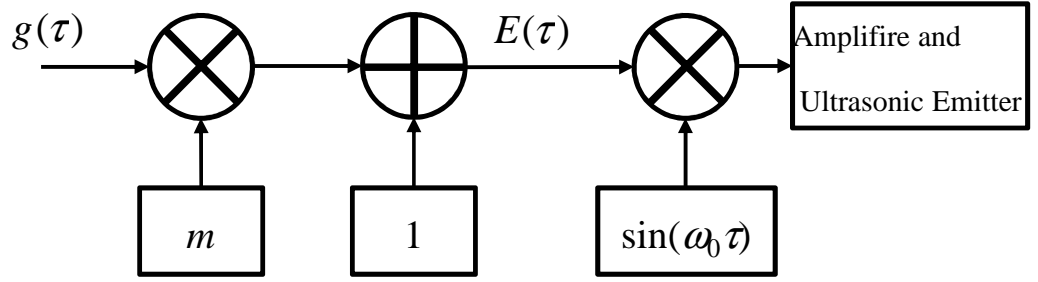


図 2.3 DSB-AM のブロック図

が得られないことが報告されている [9] . したがって , 非線形歪みを低減させる , より良い歪み低減手法が必要とされている .

2.3 Volterra フィルタを用いた歪み補償システム

歪みを低減するもう一つのアプローチとして , 変調の前処理を工夫するものがある . Volterra フィルタを用いた歪み補償システムは , Volterra フィルタにて超音波エミッタやパラメトリックアレイなどのパラメトリックスピーカシステム全体を同定し , 歪みを低減するための前処理を構成することで実現する . これは 1 次波の音圧によらず歪みの低減効果を得られる上に , パラメトリックスピーカに限らないあらゆる非線形システムに適用可能である . 以下で詳細について述べる .

2.3.1 Volterra フィルタ

非線形の入出力関係を持つシステムは , Volterra 級数展開 [19] によって表すことができ , 次式で示される .

$$\begin{aligned}
 y(n) = & h_0 + \sum_{k_1=0}^{\infty} h_1(k_1)x(n-k_1) + \sum_{k_1=0}^{\infty} \sum_{k_2=0}^{\infty} h_2(k_1, k_2)x(n-k_1)x(n-k_2) \\
 & + \cdots + \sum_{k_1=0}^{\infty} \cdots \sum_{k_q=0}^{\infty} h_q(k_1, \dots, k_q)x(n-k_1) \cdots x(n-k_q) + \cdots
 \end{aligned} \tag{2.5}$$

ここで, $x(n)$ と $y(n)$ は離散入出力信号, $h_q(k_1, \dots, k_q)$ は q 次の離散 Volterra 核である. 本論文では, 次式のような有限の記憶長 N を持つ Volterra フィルタを用いる.

$$\begin{aligned} y(n) = & \sum_{k_1=0}^{N-1} h_1(k_1)x(n-k_1) + \sum_{k_1=0}^{N-1} \sum_{k_2=0}^{N-1} h_2(k_1, k_2)x(n-k_1)x(n-k_2) \\ & + \dots + \sum_{k_1=0}^{N-1} \dots \sum_{k_q=0}^{N-1} h_q(k_1, \dots, k_q)x(n-k_1) \dots x(n-k_q) \end{aligned} \quad (2.6)$$

式 (2.6) の通り, Volterra 核は Volterra フィルタの次数 q に応じて指数関数的に増加するパラメータであるため, 出力信号を求めるには膨大な計算が必要とされる. 本論文では計算量の都合上, シミュレーションでは 3 次 Volterra フィルタ, 実測では 2 次 Volterra フィルタを用いている. また, q 次の Volterra 演算子 $H_q[x(n)]$ を導入し, 式 (2.6) を次式のように書き換える.

$$y(n) = \sum_{q=1}^3 H_q[x(n)] \quad (2.7)$$

ただし,

$$H_q[x(n)] = \sum_{k_1=0}^{N-1} \dots \sum_{k_q=0}^{N-1} h_q(k_1, \dots, k_q)x(n-k_1) \dots x(n-k_q), \quad q = 1, 2, 3 \quad (2.8)$$

である.

2.3.2 適応 Volterra フィルタを用いたシステム同定

Volterra フィルタを用いて実際のパラメトリックスピーカを同定する際は, Volterra フィルタに適応信号処理を導入した, 適応 Volterra フィルタ [20] を用いる. 図 2.4 にパラメトリックスピーカを適応 Volterra フィルタで同定するときのブロック図を示す. 図 2.4 のような構成で適応 Volterra フィルタを更新する場合, 基本的に通常の線形適応フィルタと同じく, 誤差信号 $e(n)$ の 2 乗期待値を最小化するように更新する. 本論文では適応 Volterra フィルタの更新アルゴリズムとして, LMS アルゴリズムを用いている. 1, 2, 3 次の Volterra フィルタに対する LMS アルゴリズムの更新式はそれぞれ以下ようになる [21].

$$h_1(k_1; n+1) = h_1(k_1; n) + \mu_1 e(n)x(n-k_1) \quad (2.9)$$

$$h_2(k_1, k_2; n+1) = h_2(k_1, k_2; n) + \mu_2 e(n)x(n-k_1)x(n-k_2) \quad (2.10)$$

$$h_3(k_1, k_2, k_3; n+1) = h_3(k_1, k_2, k_3; n) + \mu_3 e(n)x(n-k_1)x(n-k_2)x(n-k_3) \quad (2.11)$$

ここで, μ_1, μ_2, μ_3 はステップサイズである.

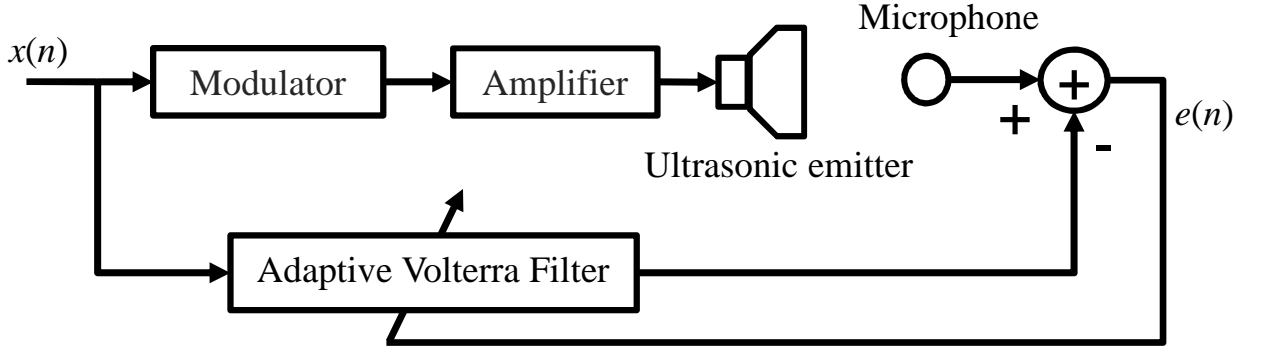


図 2.4 適応 Volterra フィルタを用いたシステム同定のブロック図

2.3.3 非線形歪み補償システム

2 次 Volterra フィルタに基づいた非線形歪み補償システム [13] のブロック図を図 2.5 に示す．ここで， $H_i[\cdot]$, $i = 1, 2, 3, \dots$ はパラメトリックスピーカシステムの i 次 Volterra 演算子， $\hat{H}_2[\cdot]$ は歪み補償システムの 2 次 Volterra 演算子， \hat{H}_1^{-1} は線形逆フィルタ， Δ は遅延サンプル数を示し，次式を満たすように設計される．

$$\hat{H}_1[\hat{H}_1^{-1}[x(n)]] = x(n - \Delta) \quad (2.12)$$

まず，補償システムを前処理として加えたときの，パラメトリックスピーカシステム出力 $z(n)$ に含まれる 2 次高調波成分に着目する．図 2.5 で 2 次高調波を生成する経路として，遅延 Δ を通った後にパラメトリックスピーカシステムの 2 次 Volterra 演算子 $H_2[\cdot]$ を通る経路と，歪み補償システムの 2 次 Volterra 演算子 $\hat{H}_2[\cdot]$ 並びに線形逆フィルタ $\hat{H}_1^{-1}[\cdot]$ を通った後にパラメトリックスピーカシステムの 1 次 Volterra 演算子 $H_1[\cdot]$ を通る経路の二つがある．これらの和を $y_2(n)$ とおくと，

$$y_2(n) = H_2[x(n - \Delta)] + H_1[-\hat{H}_1^{-1}[\hat{H}_2[x(n)]]] \quad (2.13)$$

となる．歪み補償システムの 2 次 Volterra 演算子 $\hat{H}_2[\cdot]$ とパラメトリックスピーカシステムの 2 次 Volterra 演算子 $H_2[\cdot]$ が等しいとすると，式 (2.13) の各項は打ち消し合う．3 次高調波に関しても同様で，3 次 Volterra 演算子 $\hat{H}_3[\cdot]$ を 2 次 Volterra 演算子 $\hat{H}_2[\cdot]$ 部分に並列に接続することによって，3 次高調波が打ち消される．したがって，Volterra フィルタに基づいて歪み補償システムを構成すると，その次数に準ずる高調波成分を低減することができる．

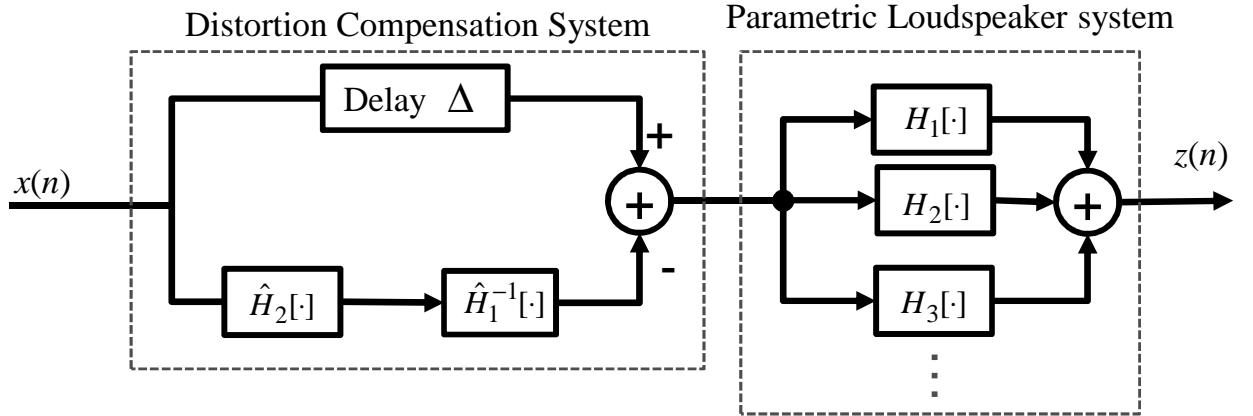


図 2.5 2次 Volterra フィルタに基づいた非線形歪み補償システムのブロック図

2.3.4 線形逆フィルタ

2.3.3 節で記述した通り，パラメトリックスピーカの歪みを低減させるためには，式 (2.12) を満たす線形逆フィルタが必要となる．図 2.6 に適応フィルタを用いた線形逆フィルタ設計のブロック図を示す．適応フィルタを用いた線形逆フィルタの設計では，システムの伝達系を補償する必要があるため，Filtered-x アルゴリズムが用いられる．更新アルゴリズムに LMS アルゴリズムを用いた場合の Filtered-x LMS の更新式は以下ようになる．

$$\mathbf{g}(n+1) = \mathbf{g}(n) + \mu' \mathbf{r}(n) e(n) \quad (2.14)$$

ここで， $\mathbf{g}(n)$ は時刻 n における線形逆フィルタ \hat{H}_1^{-1} のフィルタ係数ベクトル， $\mathbf{r}(n)$ は入力信号に線形フィルタ \hat{H}_1 を畳み込むことによって得られたフィルタードリファレンス信号ベクトル， μ' はステップサイズ， $e(n)$ は誤差信号である．

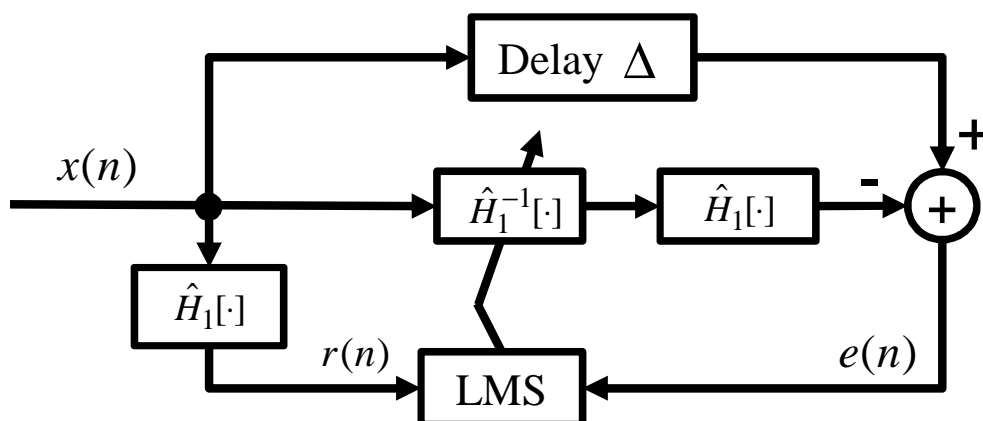


図 2.6 Filtered-x LMS を用いた線形逆フィルタ設計のブロック図

2.4 まとめ

本章では，パラメトリックスピーカの原理と特性について述べ，従来法の Volterra フィルタを用いた歪み補償システムを示した．パラメトリックスピーカは空気の高調波発生を利用して可聴音を再生する原理から，高調波歪みが発生する．その歪みを低減する手法として，変調方式を改善するものが提案されているが，1 次波の音圧レベルが一定以上になる場合に効果的でない．従来法は，Volterra フィルタの次数に応じた高調波を優れた性能で低減できるが，膨大な計算量が問題となる．第 3 章では，この計算量に関する問題を解決するため FLANN を導入し，それを用いた提案法について述べる．

第 3 章 提案法

本章では提案法である，FLANN を用いたパラメトリックスピーカの非線形歪み補償システムについて述べる．まず，3.1 節において，FLANN の原理および実装について述べる．そして，3.2 節で FLANN を用いた提案歪み補償システムについて述べる．

3.1 Functional Link Artificial Neural Network

Functional link artificial neural network (FLANN) [14] は，図 3.1 に示される Multilayer artificial neural network (MLANN) [22] の代替手法として提案された非線形フィルタの一種である．主に従来法の性能改善や計算量削減を目的として，非線形システム同定 [23] や，アクティブノイズコントロール [15]，チャンネル等価 [24] などに用いられている．Volterra フィルタより少ない係数で非線形性をモデル化でき，計算量の削減が期待される．本論文では，パラメトリックスピーカのシステム同定に FLANN を用い，それをもとに非線形歪み補償システムを構築する．以下で詳細について述べる．

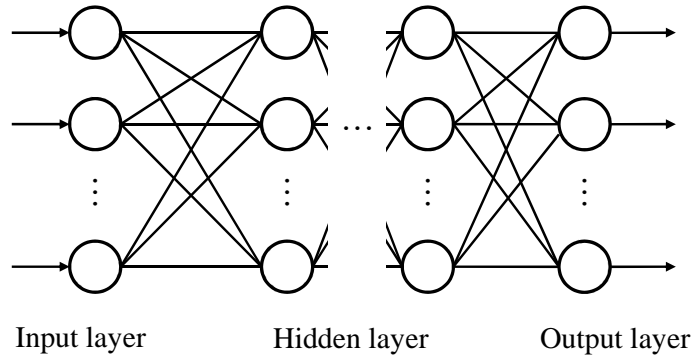


図 3.1 Multilayer neural network

3.1.1 FLANN の構造

functional link モデルにおいて，入力要素 $x_k, 1 \leq k \leq N$ は $f_l(x_k), 1 \leq l \leq M$ に展開される．これには，様々な関数展開モデルが適用可能であり，べき級数展開や，フーリエ級数展開などが挙げられる．べき級数展開モデルでは，入力要素 $x_k, 1 \leq k \leq N$ は， $|x_k| < 1$ で $x_k^l; 1 \leq l \leq R$ に展開される．次数 P のフーリエ級数展開モデルでは，入力要素 x_k がそれぞれ $\{x_k, \sin(i\pi x_k), \cos(i\pi x_k)\}, 1 \leq i \leq P$ にマップされる．

入力層と出力層のみからなるネットワークの学習問題を考える． X が Q 個の入力パターンでそれぞれが N 個の要素を持つものとし， q 番目のパターンにおける入力要素を $x_i^{(q)}$, $1 \leq i \leq N$ ，それに対応する出力を $y^{(q)}$ とする．重みが w_i , $1 \leq i \leq N$ ，閾値が α で示されるときの出力 $y^{(q)}$ は次式で与えられる．

$$y^{(q)} = \sum_{i=1}^N x_i^{(q)} w_i + \alpha, \quad q = 1, 2, \dots, Q \quad (3.1)$$

すべての Q パターンについて整理すると，

$$\begin{bmatrix} y^{(1)} \\ y^{(2)} \\ \vdots \\ y^{(q)} \\ \vdots \\ y^{(Q)} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} x_1^{(1)} & \cdots & x_N^{(1)} & 1 \\ x_1^{(2)} & \cdots & x_N^{(2)} & 1 \\ \vdots & \ddots & \vdots & \vdots \\ x_1^{(q)} & \cdots & x_N^{(q)} & 1 \\ \vdots & \ddots & \vdots & \vdots \\ x_1^{(Q)} & \cdots & x_N^{(Q)} & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} w_1 \\ w_2 \\ \vdots \\ w_i \\ \vdots \\ w_N \\ \alpha \end{bmatrix} \quad (3.2)$$

と書くことができ，行列形式では次式となる．

$$\mathbf{y} = \mathbf{X}\mathbf{w} \quad (3.3)$$

\mathbf{X} は $Q \times (N + 1)$ 次元である．

$Q = (N + 1)$ かつ $\text{Det}(\mathbf{X}) \neq 0$ の場合，重み \mathbf{w} は次式で求められる．

$$\mathbf{w} = \mathbf{X}^{-1}\mathbf{y} \quad (3.4)$$

したがって，重みに関する連立 1 次方程式を解くことによって，ネットワークの重みが求まる．

$Q < (N + 1)$ の場合， \mathbf{X} は $Q \times Q$ 次元の関数行列 \mathbf{X}_F に分割することができる． $\text{Det}(\mathbf{X}_F) \neq 0$ のとき， $w_{Q+1} = w_{Q+2} = \cdots = w_N = \alpha = 0$ とおくと \mathbf{w} は次式で表現される．

$$\mathbf{w} = \mathbf{X}_F^{-1}\mathbf{y} \quad (3.5)$$

式 (3.5) ではただ一つの解が求まる．だが，行列 \mathbf{X} が明確に分割されていない場合，式 (3.4) は多数の解を生成する．

関数展開では， \mathbf{X} の列数を $N + 1$ から M に拡張し， $M \geq Q$ となるように行列 \mathbf{S} を作成する．この条件下において，

$$\mathbf{S}\mathbf{w}_F = \mathbf{y} \quad (3.6)$$

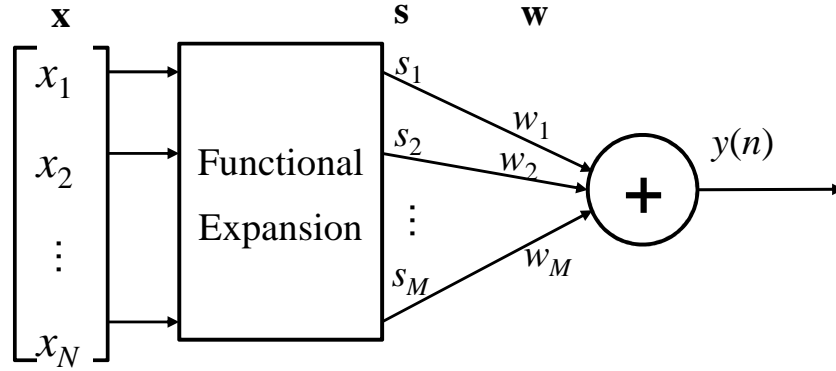


図 3.2 FLANN の構造

で, S, w_F, y はそれぞれ $Q \times M, M \times 1, Q \times 1$ 次元である. $M = Q$ かつ $\text{Det}(S) \neq 0$ のとき,

$$w_F = S^{-1}y \quad (3.7)$$

となり, 式 (3.7) はネットワークの厳密解である. しかし, $M > Q$ の場合, その解は式 (3.5) の解と同様である.

図 3.2 に FLANN の簡単な構造を示す. FLANN では, N 個の入力が関数展開ブロックを通ることによって M 個の関数展開信号となり, M 個の要素の重みベクトルと線形結合されて一つの出力が生成される. 本論文では, 三角多項式による関数展開を用いている. 次節でその理由について述べる.

3.1.2 三角多項式

式 (3.7) より, 重みの解が存在するための条件は行列 S の逆行列の存在によって決まることがわかる. これは, 行列多項式が線形独立の場合に限り当てはまり, 関数展開に適切な直交多項式を使用することによって得られる. 代表例として, ルジャンドル多項式, チェビシェフ多項式, 三角多項式などがある. 直交システムに関する P 次の多項式のうち, システムに関するそのフーリエ級数の P 次部分和が距離空間における最良の近似となる [14]. したがって, 次式で与えられる三角多項式基底関数が平均二乗という意味でコンパクトな表現となる.

$$\{x, \sin(\pi x), \cos(\pi x), \sin(2\pi x), \cos(2\pi x), \dots, \sin(P\pi x), \cos(P\pi x)\} \quad (3.8)$$

3.1.3 三角多項式に基づいた FLANN

記憶長 N サンプルで、次数 P の三角多項式による FLANN の入出力関係は以下のよう
に示される。

$$y(n) = \mathbf{w}^T \mathbf{s} \quad (3.9)$$

ただし、

$$\mathbf{s} = [s_{1,1}, s_{1,2}, s_{1,3}, \dots, s_{1,2P+1}, s_{2,1}, s_{2,2}, s_{2,3}, \dots, \quad (3.10)$$

$$s_{2,2P+1}, \dots, s_{N,1}, s_{N,2}, s_{N,3}, \dots, s_{N,2P+1}]^T$$

$$\mathbf{w} = [w_1, w_2, w_3, \dots, w_M]^T \quad (3.11)$$

で、 $M = N(2P + 1)$ である。 \mathbf{s} の信号要素は以下のように記述される。

$$s_{i,j} = \begin{cases} x_i, & j = 1 \\ \sin(k\pi x_i), & j > 1, \quad j \text{ even} \\ \cos(k\pi x_i), & j > 1, \quad j \text{ odd} \end{cases} \quad (3.12)$$

ただし、 $1 \leq i \leq N, 1 \leq k \leq P$ である。 \mathbf{x} を最近の N 個の要素を持つ入力ベクトルとす
ると、次式で表される。

$$\mathbf{x}(n) = [x(n), x(n-1), x(n-2), \dots, x(n-N+1)] \quad (3.13)$$

したがって、式 (3.10) は次式で書き換えられる。

$$\begin{aligned} \mathbf{s}(n) = & \{x(n), \sin(\pi x(n)), \cos(\pi x(n)), \dots, \sin(P\pi x(n)), \cos(P\pi x(n)), \\ & x(n-1), \sin(\pi x(n-1)), \cos(\pi x(n-1)), \dots, \sin(P\pi x(n-1)), \cos(P\pi x(n-1)), \\ & x(n-N+1), \sin(\pi x(n-N+1)), \cos(\pi x(n-N+1)), \dots, \\ & \sin(P\pi x(n-N+1)), \cos(P\pi x(n-N+1))\}^T \end{aligned} \quad (3.14)$$

3.1.4 FLANN を用いたシステム同定

図 3.3 に示すように、FLANN を用いてパラメトリックスピーカのシステム同定を行う。
マイクロフォン位置における誤差信号 $e(n)$ は次式で示される。

$$e(n) = d(n) - y(n) \quad (3.15)$$

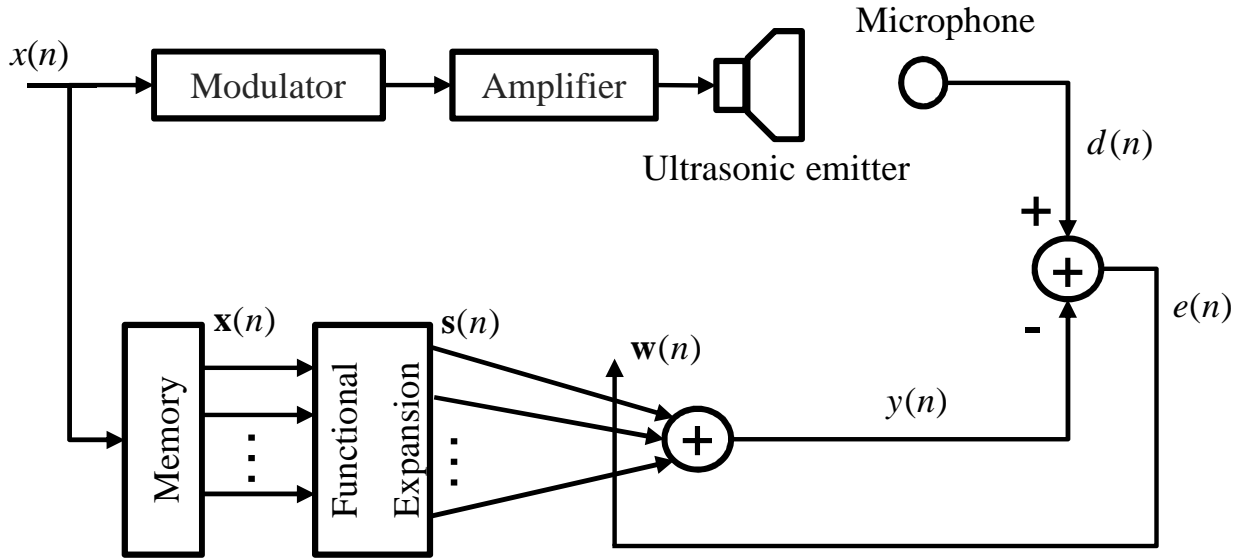


図 3.3 FLANN を用いたシステム同定のブロック図

$d(n)$ はマイクロフォン位置におけるパラメトリックスピーカシステム出力, $y(n)$ は FLANN 出力である. また, 二乗平均誤差 ε を次式のように定義する.

$$\varepsilon = E[e^2(n)] \quad (3.16)$$

ただし, $E[\cdot]$ は期待値操作を示す. FLANN では, この二乗平均誤差 ε に関する最小化問題を解くことによって重み \mathbf{w} を決定する.

$\nabla(n)$ を重み $\mathbf{w}(n)$ に関する二乗平均誤差 ε の勾配とすると, 重みは次式で更新される.

$$\mathbf{w}(n+1) = \mathbf{w}(n) - \frac{\mu}{2} \nabla(n) \quad (3.17)$$

μ はステップサイズである. いま, 勾配 $\nabla(n)$ の瞬時値を

$$\nabla(n) = -2e(n)\mathbf{s}(n) \quad (3.18)$$

とおくと, LMS アルゴリズムによる重みの更新式は, 次式で示される.

$$\mathbf{w}(n+1) = \mathbf{w}(n) + \mu e(n)\mathbf{s}(n) \quad (3.19)$$

3.1.5 FLANN のフィルタバンク表現

ここでは実装の簡略化のため, 3.1.3 節で述べた FLANN をフィルタバンクの形に書き換える [25]. ブロック図を図 3.4 に示す. FLANN のフィルタバンク表現は, 記憶長 N の FIR

フィルタを $2P + 1$ 個持つ形で構成される．入出力関係は次式で示される．

$$y(n) = \sum_{j=1}^{2P+1} \mathbf{w}_j^T \mathbf{s}_j \quad (3.20)$$

ただし， $\mathbf{w}_j, 1 \leq j \leq 2P + 1$ は長さ N のフィルタ係数ベクトル， \mathbf{s}_j は，

$$\mathbf{s}_1(n) = [x(n), x(n-1), \dots, x(n-N+1)]^T \quad (3.21)$$

$$\mathbf{s}_2(n) = [\sin(\pi x(n)), \sin(\pi x(n-1)), \dots, \sin(\pi x(n-N+1))]^T \quad (3.22)$$

$$\mathbf{s}_3(n) = [\cos(\pi x(n)), \cos(\pi x(n-1)), \dots, \cos(\pi x(n-N+1))]^T \quad (3.23)$$

$$\mathbf{s}_4(n) = [\sin(2\pi x(n)), \sin(2\pi x(n-1)), \dots, \sin(2\pi x(n-N+1))]^T \quad (3.24)$$

$$\mathbf{s}_5(n) = [\cos(2\pi x(n)), \cos(2\pi x(n-1)), \dots, \cos(2\pi x(n-N+1))]^T \quad (3.25)$$

\vdots

$$\mathbf{s}_{2P}(n) = [\sin(P\pi x(n)), \sin(P\pi x(n-1)), \dots, \sin(P\pi x(n-N+1))]^T \quad (3.26)$$

$$\mathbf{s}_{2P+1}(n) = [\cos(P\pi x(n)), \cos(P\pi x(n-1)), \dots, \cos(P\pi x(n-N+1))]^T \quad (3.27)$$

となる． P は関数展開の次数を示す．LMS アルゴリズムを用いた場合のフィルタバンク表現における重みの更新式は，

$$\mathbf{w}_j(n+1) = \mathbf{w}_j(n) + \mu e(n) \mathbf{s}_j(n) \quad (3.28)$$

で示され， μ はステップサイズ， $e(n)$ は誤差信号である．

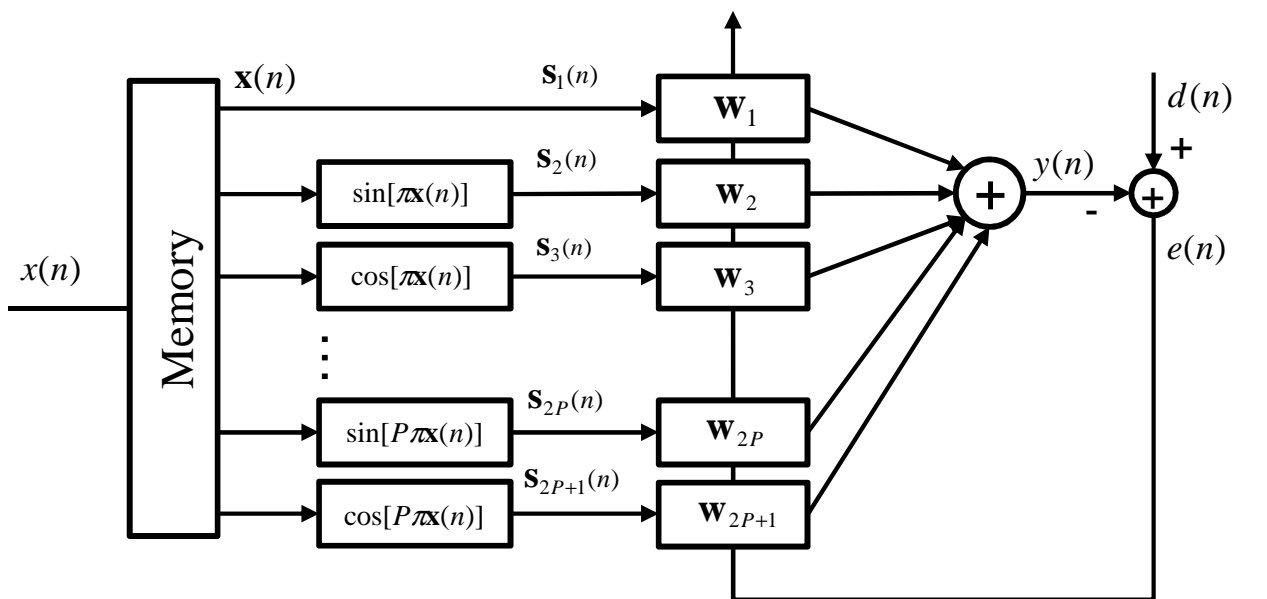


図 3.4 フィルタバンクによる FLANN の実装

3.2 FLANN を用いた非線形歪み補償システム

FLANN を用いた提案歪み補償システムのブロック図を図 3.5 に示す．提案補償システムは，図 2.5 に示される Volterra フィルタを用いた歪み補償システムと同等になるように構築される．基本的には，従来法の歪み補償システムに含まれる 2 次 Volterra 演算子 $\hat{H}_2[\cdot]$ と線形逆フィルタ $\hat{H}_1^{-1}[\cdot]$ 部分を，FLANN でシステム同定した結果に基づいて記述する．

まず，2 次 Volterra 演算子について述べる．2 次 Volterra 演算子は Volterra フィルタにおいて，2 次高調波成分を表す非線形項である．したがって，FLANN で非線形項を表す $\sin(\cdot)/\cos(\cdot)$ に置き換えればよい．しかし，2 次 Volterra 演算子の出力には入力線形成分が含まれていないことに対して，FLANN の非線形項の $\sin(\cdot)$ 出力には線形成分が含まれる．これは， $\sin x$ をテイラー展開すると，

$$\sin x = \sum_{n=0}^{\infty} \frac{(-1)^n}{(2n+1)!} x^{2n+1} \quad (3.29)$$

となり，入力線形成分が出現するということになる．この線形成分によって式 (2.13) が打ち消されなくなり，歪み低減効果に影響を与えることになる．そこで，線形適応フィルタ（線形成分除去フィルタと定義する）を導入する．線形成分除去フィルタは FLANN に並列に接続し，FLANN の出力に含まれる線形成分を除去するように係数を更新する．これにより，従来法と同等な出力を得ることができる．線形成分除去フィルタを LMS アルゴリズムで更新するときの更新式は次式で示される．

$$\mathbf{b}(n+1) = \mathbf{b}(n) + \mu e(n) \mathbf{x}(n) \quad (3.30)$$

ただし， $\mathbf{b}(n)$ は時刻 n における線形成分除去フィルタの係数ベクトル， μ はステップサイズ， $e(n)$ は FLANN 出力と線形成分除去フィルタ出力の誤差， $\mathbf{x}(n)$ は時刻 n における入力信号ベクトル $\mathbf{x}(n) = [x(n), x(n-1), \dots, x(n-N+1)]^T$ ， N は線形成分除去フィルタの記憶長を示す．

次に，線形逆フィルタについて述べる．線形逆フィルタはパラメトリックスピーカシステムのインパルス応答から設計される．ゆえに，従来法では線形項である 1 次 Volterra 核から逆フィルタを設計する．FLANN においても同様で，フィルタバンク表現における線形項の重み \mathbf{w}_1 から逆フィルタを設計すればよい．しかし，上記の通り FLANN では $\sin(\cdot)$ 部分でも線形成分を近似する働きがあるため，そのまま逆フィルタを設計すると誤差が生じる．そこで，システム同定の方法を工夫する．まず先に \mathbf{w}_1 のみの同定を行い，その値を固定した上で他の重みを同定する．そして， \mathbf{w}_1 を用い，2.3.4 節の手法に基づいて逆フィルタの設計を行う．

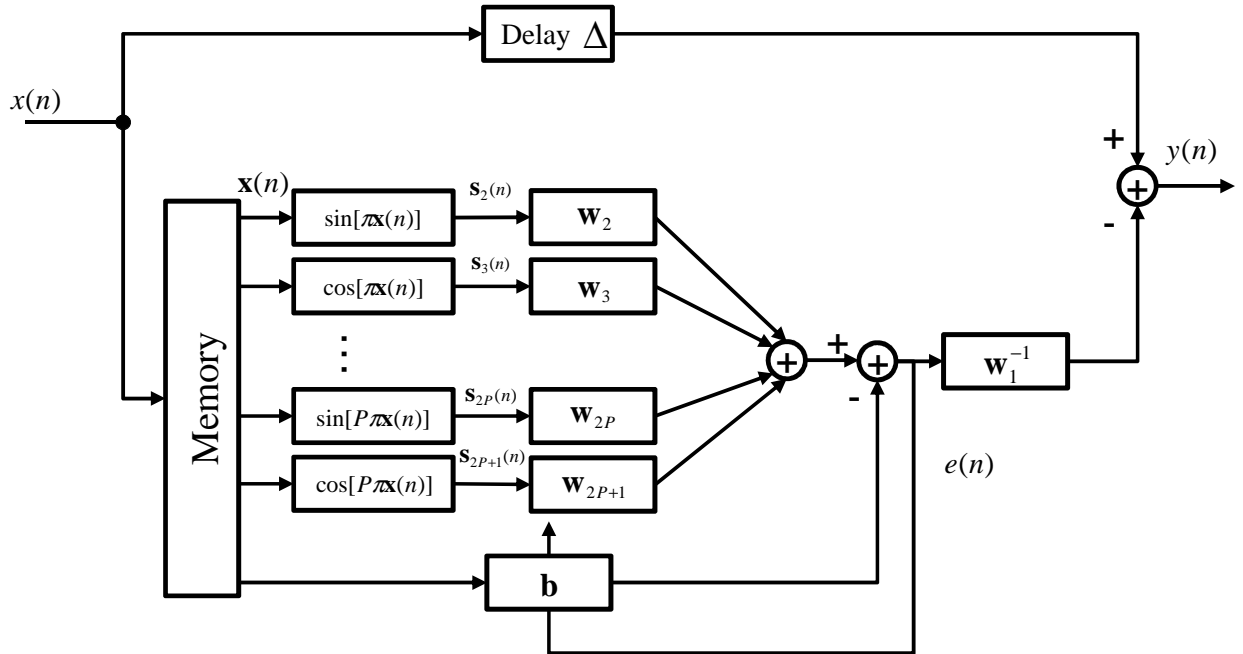


図 3.5 FLANN を用いた非線形歪み補償システムのブロック図

3.3 まとめ

本章ではFLANNを導入し，それを用いた提案歪み補償システムについて述べた．FLANNは入力信号を関数展開することによって，非線形性を表すシンプルな仕組みであり，Volterraフィルタに比べて少ないパラメータで非線形性を表現できる．三角多項式を用いたFLANNは，出力に線形成分と非線形成分が含まれるため従来の歪み補償システムにそのまま適用することができない．提案法では，線形成分除去フィルタを導入することで出力に含まれる線形成分を除去し，歪み補償システムを実現する．第4章では，シミュレーションおよびパラメトリックスピーカでの実験にて提案法の有効性を示す．

第 4 章 シミュレーションおよび実験

本章では，シミュレーションおよびパラメトリックスピーカによる実測で非線形歪みの補償を行い，第 3 章で述べた提案法について有効性を示す．まず，4.1 節で非線形システムに多項式モデルを用いて歪み補償のシミュレーションを行い，提案法で十分な歪み低減効果が得られることを示す．また，4.2 節では実際にパラメトリックスピーカに対して非線形歪みの補償を行い，提案法が従来法より少ない計算量で同等程度の歪み低減効果が得られることを示す．

4.1 シミュレーション

シミュレーション条件を表 4.1 に示す．まず，学習信号として白色雑音を入力し，以下に示す多項式モデルを用いて Volterra 核および FLANN の重みの同定を行った．

$$d(n) = x(n-2) + 0.08x^2(n-2) - 0.04x^3(n-2) \quad (4.1)$$

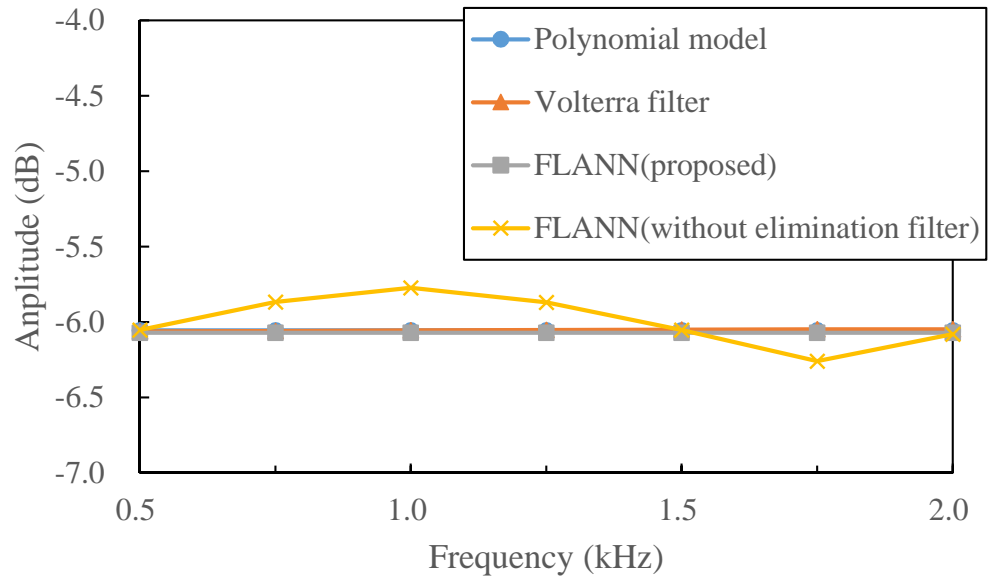
そして，その結果を基に歪み補償システムを構築し，歪みの低減を行った．歪み低減効果の確認には，テスト信号として正弦波を入力し，発生する高調波の振幅成分を比較した．シミュレーションでは，提案法の有効性を確認するために，3.2 節で導入した線形成分除去フィルタがない場合の結果も確認した．FLANN の次数および記憶長を変化させたときのシミュレーション結果については，付録 A に示す．

表 4.1 シミュレーション条件

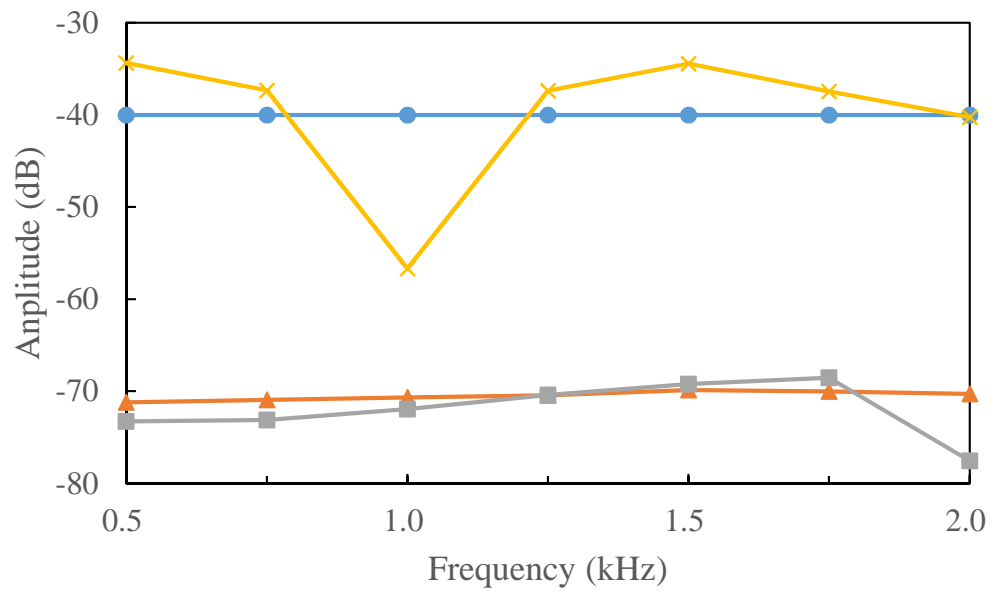
システム同定条件	
学習信号	白色雑音 (500-2000Hz, 25s)
サンプリング周波数	16 kHz
Volterra フィルタ次数	3
Volterra フィルタ記憶長	5
Volterra フィルタステップサイズ	8.5×10^{-5}
FLANN 次数	3
FLANN 記憶長	5
FLANN ステップサイズ	1.0×10^{-3}
逆フィルタ設計条件	
逆フィルタ記憶長	20
遅延	10
逆フィルタステップサイズ	5.0×10^{-3}
提案歪み補償システム条件	
線形成分除去フィルタ記憶長	5
線形成分除去フィルタステップサイズ	1.0×10^{-3}

4.1.1 シミュレーション結果

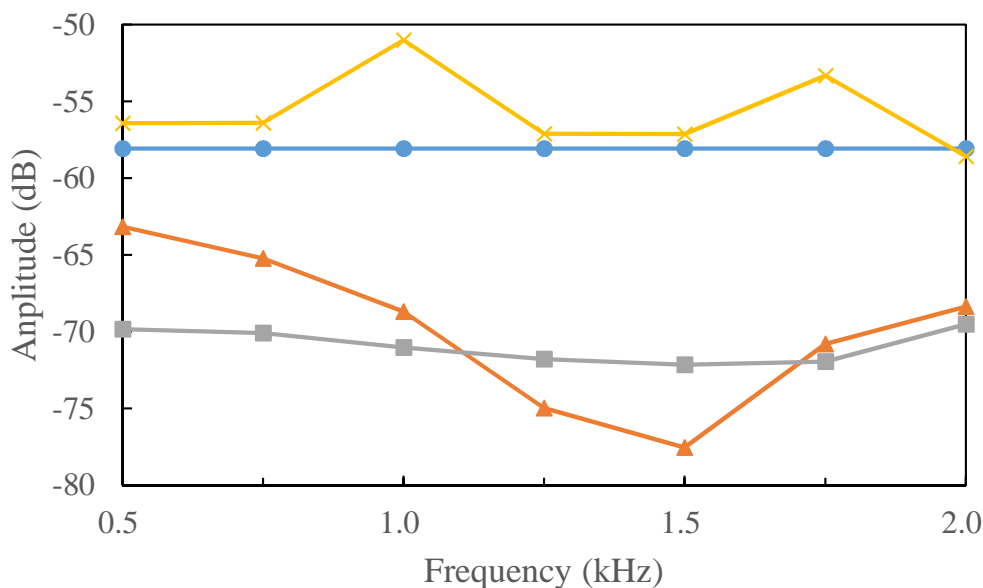
図 4.1(a) に歪み補償の有無に対する線形応答を示す．補償システムを通したことによって線形応答がほとんど変化していないことがわかる．図 4.1(b) では歪み補償の有無に対する出力の 2 次高調波成分を示す．従来法および提案法では，2 次高調波を約 30dB 程度低減できており，同等程度の歪み低減効果が得られている．また，線形成分除去フィルタなしの結果では，1kHz 以外で補償前より 2 次高調波が増加していることが確認できる．これは，3.2 節で述べた通り，FLANN の出力に線形成分が含まれていることによって，歪みの低減効果が得られていないと考えられる．図 4.1(c) に歪み補償の有無に対する出力の 3 次高調波成分を示す．従来法では，Volterra フィルタの次数が 3 に設定したため，3 次高調波も低減できている．提案法に関しても，従来法と同等程度の歪み低減効果が得られており，線形成分除去フィルタなしでは 3 次高調波が補償前より増加していることが確認できる．これらの結果から，線形成分除去フィルタを用いることによって，FLANN を歪み補償システムに適用することが可能となり，従来法と同等程度の歪み低減効果が得られることがわかる．



(a) 線形応答



(b) 2次高調波



(c) 3 次高調波

図 4.1 歪み補償のシミュレーション結果

4.2 パラメトリックスピーカの歪み補償

4.2.1 実験設定

実験環境を図 4.2 に示す．実験は無響室で行った．学習信号およびテスト信号の生成，その信号の振幅変調 (DSB-AM)，測定には MATLAB を用い，オーディオインターフェース (Roland, UA-1010) を介して再生・録音を行った．変調信号は，パワーアンプ (ONKYO, A-9070) で増幅し，図 4.3 に示される超音波エミッタにて空气中に放射し，マイクロフォン (Audio-technica, AT8542) で集音した．ただし，マイクロフォンと超音波エミッタ間の距離は 1 m とした．また，変調波のキャリア周波数を 40 kHz として，マイクロフォン位置での音圧レベルは 131 dB とした (小野測器, MI-3140 にて測定)．マイクロフォンによって集音した信号には，自己復調によって再生された可聴音に加えて，超音波帯の変調信号も含まれるため，15 kHz までのパスバンドを持つ低域通過フィルタ (NF, 3316) で変調信号をカットした．その信号をマイクロフォンアンプ (Audio-Technica, AT-MA2) によって増幅し，オーディオインターフェースへ入力した．なお，再生・録音のサンプリング周波数は 96 kHz に設定した．

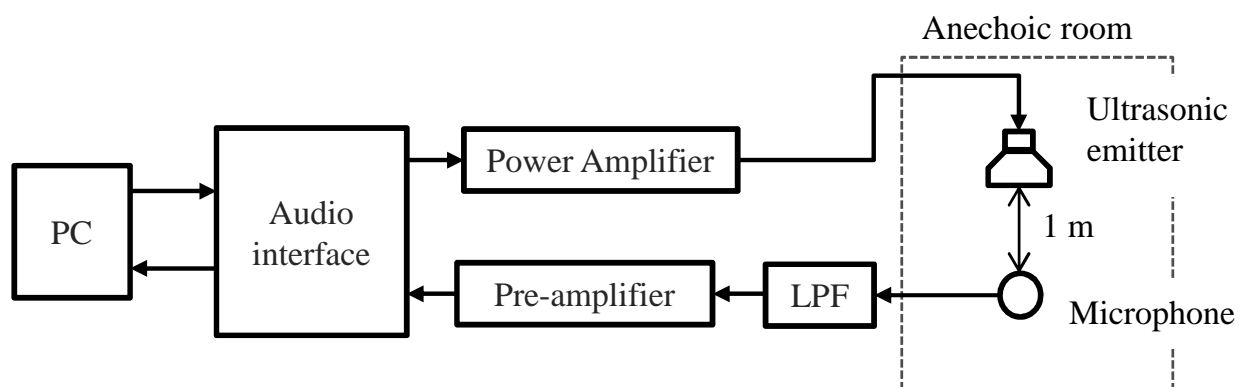


図 4.2 実験環境のシグナルフロー



図 4.3 実験で使った超音波エミッタ

4.2.2 システム同定および歪み補償システムの設計

パラメトリックスピーカの歪み補償システムを構築するため，パラメトリックスピーカのシステム同定および線形逆フィルタの設計を行った．システム同定および歪み補償システムの条件を表 4.2 に示す．実験では，学習信号に正弦波を用い，その周波数に応じた Volterra 核および FLANN の重みを同定した．逆フィルタは，学習信号として白色雑音を入力し，線形適応フィルタにてシステム同定を行い，その結果を用いて設計した．したがって，従来法および提案法で共通の逆フィルタを用いている．設計した逆フィルタの振幅特性を図 4.4 に示す．

表 4.2 実験条件

システム同定条件	
学習信号	正弦波 (500-2500Hz, 10s)
サンプリング周波数	16 kHz
Volterra フィルタ次数	2
Volterra フィルタ記憶長	50
Volterra フィルタステップサイズ	2.0×10^{-5}
FLANN 次数	3
FLANN 記憶長	50
FLANN ステップサイズ	7.0×10^{-6}
逆フィルタ設計条件	
学習信号	白色雑音 (500-2500 Hz, 50s)
線形適応フィルタ記憶長	700
線形適応フィルタステップサイズ	1.0×10^{-2}
逆フィルタ記憶長	2800
遅延	1400
逆フィルタステップサイズ	6.0×10^{-4}
提案歪み補償システム条件	
線形成分除去フィルタ記憶長	50
線形成分除去フィルタステップサイズ	1.0×10^{-5}

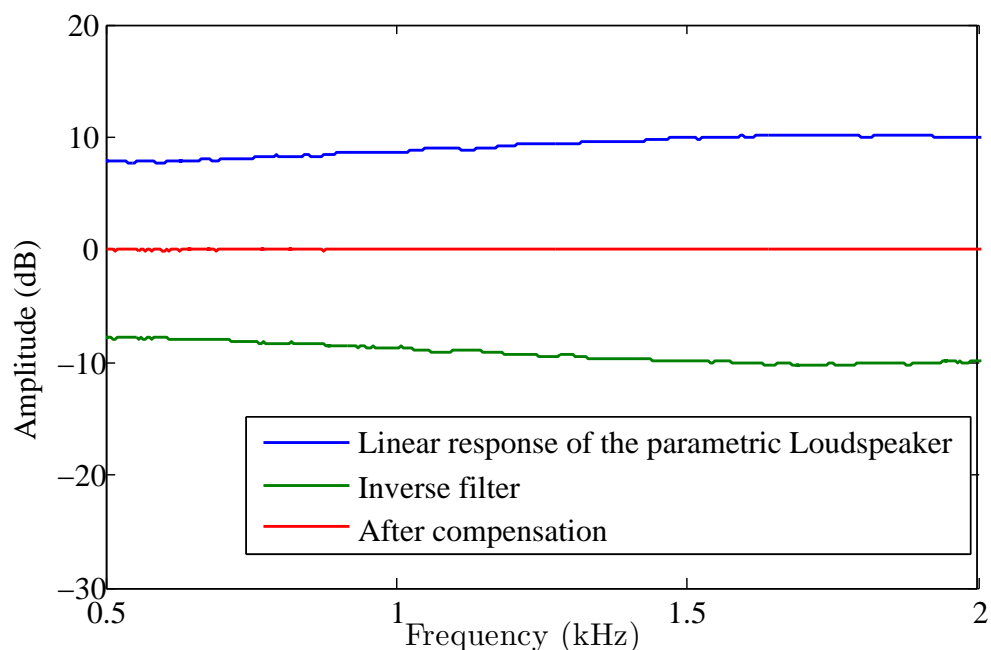
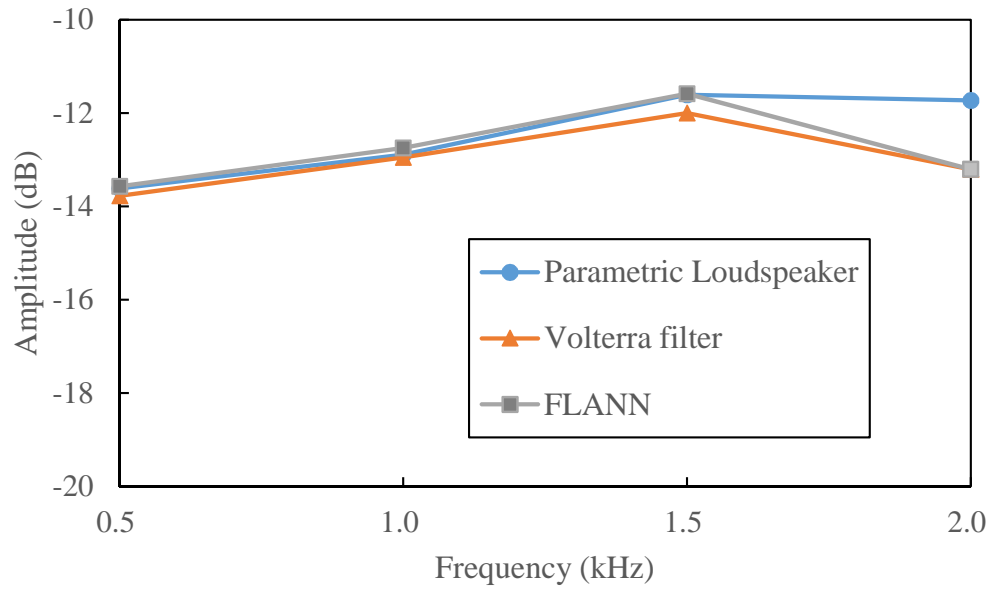


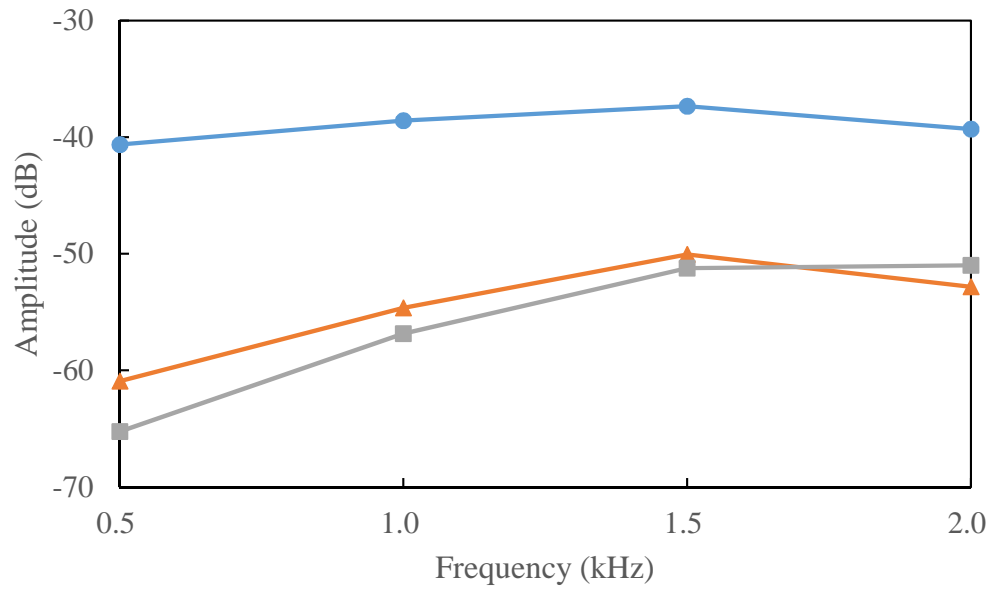
図 4.4 線形逆フィルタの振幅特性

4.2.3 歪み補償結果

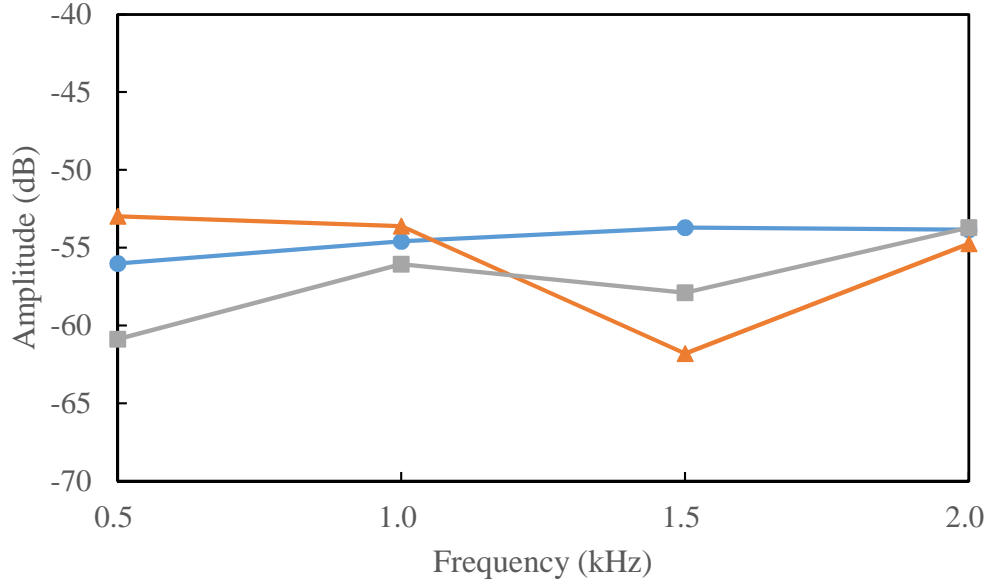
図 4.5(a) にパラメトリックスピーカおよび歪み補償を加えたときの線形応答を示す．シミュレーションと同様に，補償システムを通したことによって線形応答がほとんど変化していないことがわかる．歪み補償の有無に対するパラメトリックスピーカシステムの 2 次高調波成分を図 4.5(b) に示す．補正前に比べて従来法，提案法ともに 10 ～ 20dB 程度の歪み低減効果が得られおり，同等程度であることがわかる．図 4.5(c) に歪み補償の有無に対するパラメトリックスピーカシステムの 3 次高調波成分を示す．従来法では，Volterra フィルタの次数を 2 に設定したため，3 次高調波が増加している場合もあることが確認できる．提案法に関しては，補正前に比べて 3 次高調波が増加することなく補償を行えていることがわかる．これらの結果から，パラメトリックスピーカに関しても提案法が有効的であり，従来法と同等程度の歪み低減効果を得られることがわかる．



(a) 線形応答



(b) 2 次高調波



(c) 3 次高調波

図 4.5 パラメトリックスピーカの歪み補償結果

4.2.4 計算量の比較

歪み補償システムで必要とされる計算量について以下で示す．従来法および提案法の補償システムにおいて，線形逆フィルタはどちらにも用いられているため，それに関する計算量は除外する．

まず，Volterra フィルタの記憶長を N_V とおくと，2 次 Volterra フィルタに基づいた補償システム出力の計算量は次式で示される．

$$\text{Number of additions} = N_V^2 - 1 \quad (4.2)$$

$$\text{Number of multiplications} = 2N_V^2$$

また，FLANN の記憶長を N_F ，次数を P ，線形除去フィルタの記憶長を N_E とおくと，FLANN に基づいた補償システム出力の計算量は次式で示される．

$$\text{Number of additions} = 2N_F P + N_E - 1 + \text{FilterUpdate} \quad (4.3)$$

$$\text{Number of multiplications} = 2P(N_F + 2) + N_E + \text{FilterUpdate}$$

FilterUpdate は線形除去フィルタの更新に必要な計算量で，LMS アルゴリズムの場合，加算回数が N_E ，乗算回数が $2N_E$ となる．表 4.3 に本実験における歪み補償システムで必要

な計算量を示す ($N_V = 50, N_F = 50, P = 3, N_E = 50$)。提案法は従来法に比べて重みの数を大幅に削減できており，それに伴い加算および乗算の数が大幅に減少している．提案法では線形成分除去フィルタの更新に計算が必要だが，LMS 等の計算量の少ない更新アルゴリズムを用いると計算量の増加も少ない．以上から，従来法より少ない計算量で同等程度の歪み低減効果が得られることが示された．

表 4.3 歪み補償システムにおける計算量

	No. of weights	No. of Additions	No. of Multiplications	$\sin(\cdot)/\cos(\cdot)$
Volterra	2500	2499	5000	-
FLANN	350	399	462	300

4.3 まとめ

本章では，シミュレーションおよびパラメトリックスピーカによる実測で従来法と提案法の歪み低減効果および計算量の比較を行い，提案法の有効性を示した．シミュレーションでは，多項式モデルを用いて歪みの補償を行い，線形成分除去フィルタの有効性を示した．実験では，実際にパラメトリックスピーカに対して歪みの補償を行い，提案法が従来法の歪み低減効果と同等程度であることを示した．また，従来法より少ない計算量で補償システムを構築できることを示した．

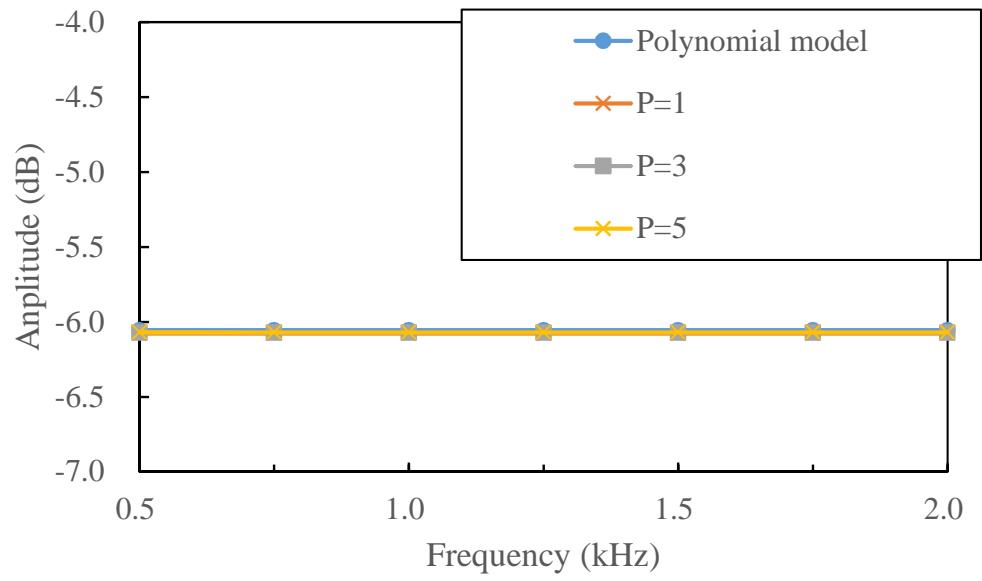
第 5 章 おわりに

本論文では、パラメトリックスピーカの歪み低減に FLANN を用いた歪み補償システムを提案した。第 1 章では、高指向性スピーカとして注目されているパラメトリックスピーカについて述べ、従来の歪み補償システムの問題点について示した。第 2 章では、音波の非線形伝搬に関して述べ、パラメトリックスピーカの原理を示した。また、Volterra フィルタについて示し、従来法の歪み補償システムの設計方法について述べた。第 3 章では、FLANN を導入し、FLANN を用いたパラメトリックスピーカのシステム同定方法について述べた。また、FLANN を用いた歪み補償システムを提案した。提案法では、FLANN と線形成分除去フィルタを組み合わせることによって、従来法と同等な歪み補償システムを構築した。第 4 章では、シミュレーションおよびパラメトリックスピーカを用いた実験により、提案法の有効性を示した。シミュレーションでは、多項式モデルを用いて歪みの補償を行い、提案法が従来法の歪み低減効果と同等程度であることを示した。実験では、実際にパラメトリックスピーカに対して歪みの補償を行い、2 次高調波については従来法と同等程度、3 次高調波については歪みを増やすことなく補償を行えることを示した。また、計算に必要なパラメータの数が従来法の 2 割程度となり、大幅に計算量が削減されたことを示した。以上から、パラメトリックスピーカの非線形歪みに対して FLANN を用いた提案歪み補償システムを用いることで、従来法に比べて少ない計算量で同等程度の歪み低減効果が得られることを示した。

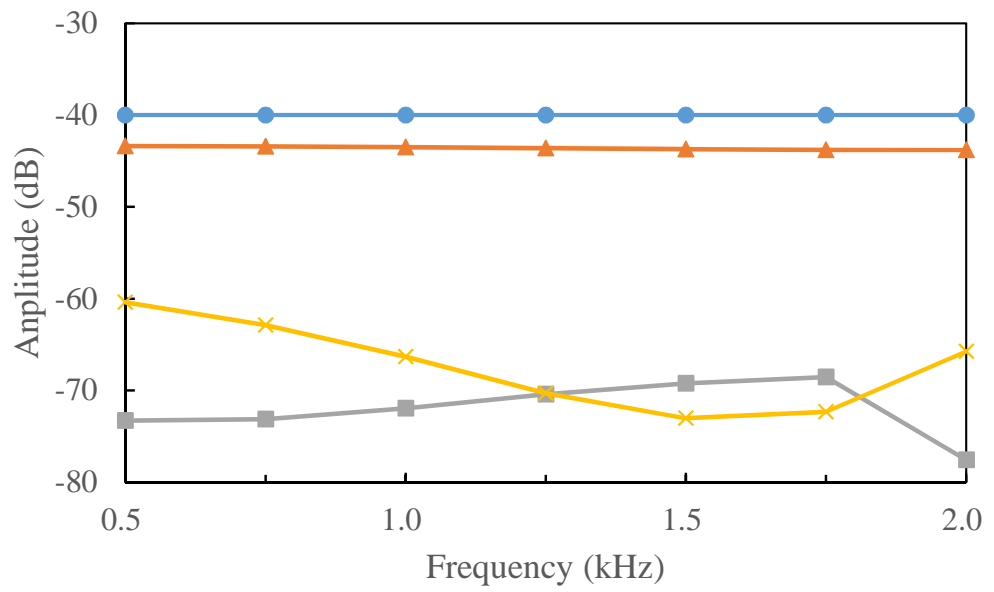
付録 A シミュレーション

FLANN の次数 P を変化させたときのシミュレーション結果を図 A.1 に示す．次数以外の実験条件は，表 4.1 に示すものと同様である．図 A.1(a) に示す線形応答では，どの次数においても変化していないことがわかる．図 A.1(b) に出力の 2 次高調波を示す． $P = 1$ ではほぼ低減効果が得られず， $P = 3$ と $P = 5$ で同等程度の歪み低減効果が得られている．図 A.1(c) に出力の 3 次高調波を示す． $P = 3$ と $P = 5$ で同等程度の歪み低減効果であるが， $P = 1$ で優れた低減効果が得られている．本論文では，2 次高調波の低減効果を優先したため，4.1 節では $P = 3$ を用いている．

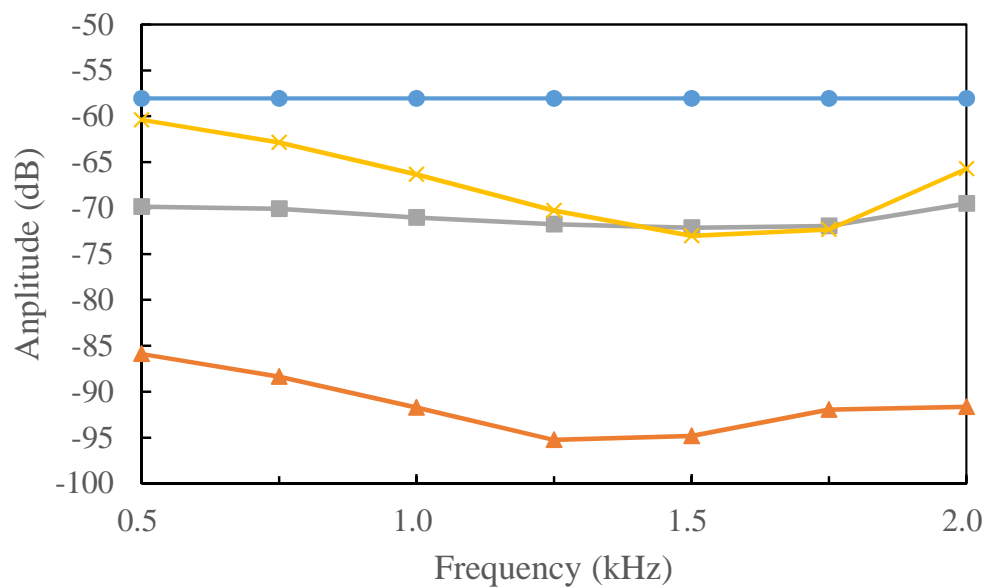
また，FLANN の記憶長 N を変化させたときのシミュレーション結果を図 A.2 に示す．記憶長以外の実験条件は，表 4.1 と同様のものである．図 A.2(a) に示す線形応答では，どの記憶長においても変化していないことがわかる．図 A.2(b) に出力の 2 次高調波を示す．どの記憶長も同等程度の歪み低減効果であることがわかる．図 A.2(c) に出力の 3 次高調波を示す．2 次高調波と同様に，記憶長を変化させても歪み低減効果は変わらないことがわかる．



(a) 線形応答

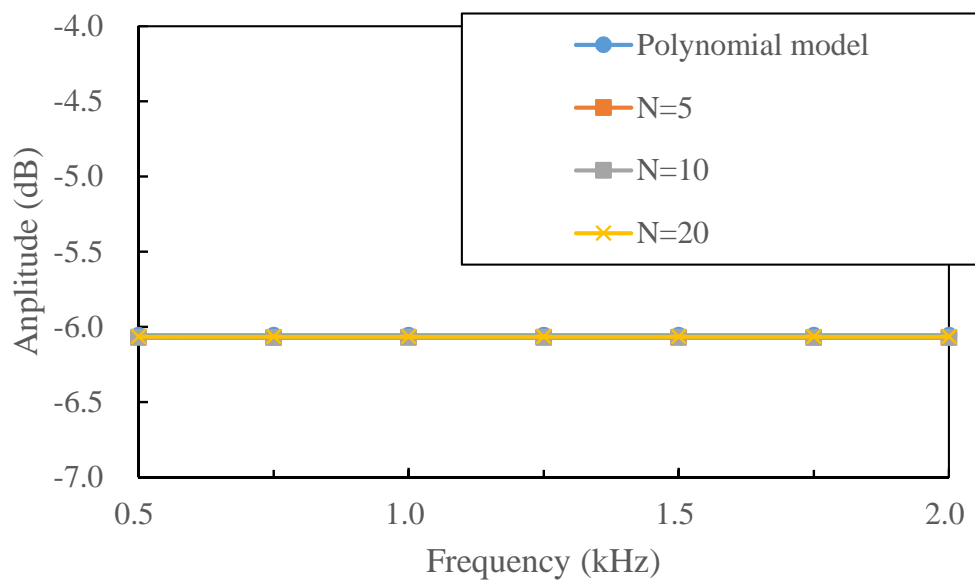


(b) 2 次高調波

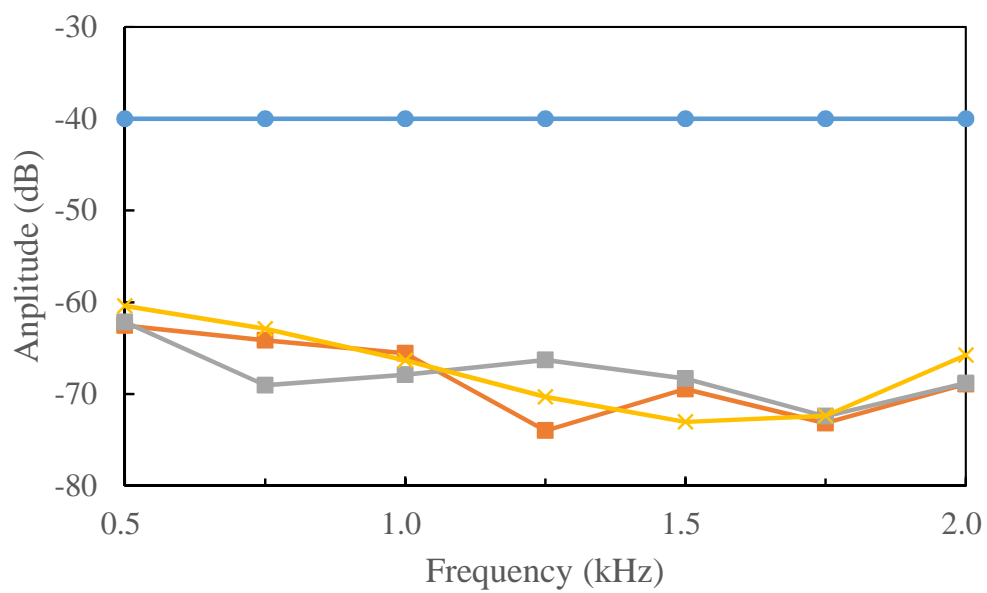


(c) 3 次高調波

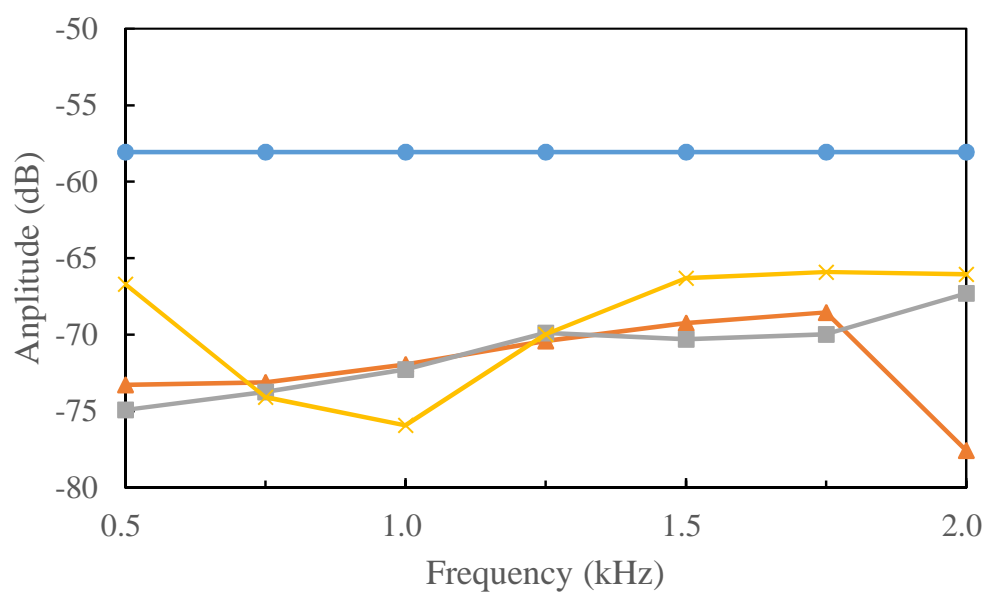
図 A.1 FLANN の次数を変化させたときの歪み補償結果



(a) 線形応答



(b) 2次高調波



(c) 3次高調波

図 A.2 FLANN の記憶長を変化させたときのシミュレーション結果

謝辞

本研究の過程において，終始ご指導ご鞭撻をいただき，本論文をまとめるに際して親身なご助言を頂いた，杉田泰則准教授に心から感謝を申し上げます．また，本論文の審査に当たり，貴重なご助言およびご指導を頂いた岩橋政宏教授，並びに武井由智准教授に深謝申し上げます．さらに，研究生活全般に渡り，お世話になりました同期の方々，杉田研究室ならびに近隣研究室の皆様には感謝致します．最後に，学生生活を様々な面から支えていただいた両親に感謝の意を表します．

平成 29 年 2 月

参考文献

- [1] Masahide Yoneyama, Jun-ichiroh Fujimoto, Yu Kawamo, and Shoichi Sasabe. “The audio spotlight: An application of nonlinear interaction of sound waves to a new type of loudspeaker design”. *The Journal of the Acoustical Society of America*, Vol. 73, No. 5, pp. 1532–1536, may 1983.
- [2] 小松崎 俊彦, 岩田 佳雄. “パラメトリックスピーカを用いた能動騒音制御：数値計算モデルの構築と干渉音場の検討 (機械力学, 計測, 自動制御)”. 日本機械学会論文集. C 編, Vol. 76, No. 761, pp. 177–184, 2010.
- [3] 西浦 敬信. “パラメトリックスピーカを用いた音場再生技術”. 日本音響学会誌, Vol. 71, No. 2, pp. 89–94, 2015.
- [4] 鎌倉 友男, 酒井 新一. “超指向性音響システムの開発: 多方面からの検討”. 電子情報通信学会 基礎・境界ソサイエティ Fundamentals Review, Vol. 1, No. 3, pp. 37–43, 2008.
- [5] Woon Seng Gan, Ee Leng Tan, and Sen Kuo. “Audio projection”. *IEEE Signal Processing Magazine*, Vol. 28, No. 1, pp. 43–57, 2011.
- [6] 鎌倉 友男, 米山 正秀, 池谷 和夫. “パラメトリックスピーカ実用化への検討”. 日本音響学会誌, Vol. 41, No. 6, pp. 378–385, 1985.
- [7] Tomoo Kamakura, Masahide Yoneyama, and Kazuo Ikegaya. “Developments of Parametric Loudspeaker for Practical Use”. *10th International Symposium on Nonlinear Acoustics*, pp. 147–150, 1984.
- [8] Ee Leng Tan, Peifeng Ji, and Woon Seng Gan. “On preprocessing techniques for bandlimited parametric loudspeakers”. *Applied Acoustics*, Vol. 71, No. 5, pp. 486–492, 2010.
- [9] Peifeng Ji, Ee Leng Tan, Woon Seng Gan, and Jun Yang. “A Comparative analysis of preprocessing methods for the parametric loudspeaker based on the khokhlov-zabolotskaya-kuznetsov equation for speech reproduction”. *IEEE Transactions on Audio, Speech and Language Processing*, Vol. 19, No. 4, pp. 937–946, 2011.

- [10] Wei Ji and Woon Seng Gan. “Identification of a parametric loudspeaker system using an adaptive Volterra filter”. *Applied Acoustics*, Vol. 73, No. 12, pp. 1251–1262, 2012.
- [11] 宝珠山 治, 吉野 数馬, 楯岡 聖也, 広瀬 勝弘, 小山田 晃. “超音波パラメトリックスピーカ近距離使用における歪のボルテラフィルタによる低減 (音声合成・音声再生, 電気音響, 信号処理, 音声一般)”. 電子情報通信学会技術研究報告. EA, 応用音響, Vol. 113, No. 27, pp. 97–102, 2013.
- [12] Yongsheng Mu, Peifeng Ji, Wei Ji, Ming Wu, and Jun Yang. “Modeling and Compensation for the Distortion of Parametric Loudspeakers Using a One-Dimension Volterra Filter”. *IEEE/ACM Transactions on Audio, Speech, and Language Processing*, Vol. 22, No. 12, pp. 2169–2181, dec 2014.
- [13] 梶川 嘉延, 野村 康雄. “適応 Volterra フィルタを用いた非線形逆システムの設計”. 電子情報通信学会論文誌. A, 基礎・境界, Vol. 79, No. 11, pp. 1808–1816, 1996.
- [14] J C Patra, R N Pal, B N Chatterji, and G Panda. “Identification of nonlinear dynamic systems using functional link artificial neural networks.”. *IEEE transactions on systems, man, and cybernetics. Part B, Cybernetics : a publication of the IEEE Systems, Man, and Cybernetics Society*, Vol. 29, No. 2, pp. 254–262, 1999.
- [15] Debi Prasad Das and Ganapati Panda. “Active mitigation of nonlinear noise processes using a novel filtered-s LMS algorithm”. *IEEE Transactions on Speech and Audio Processing*, Vol. 12, No. 3, pp. 313–322, may 2004.
- [16] 鎌倉 友男. 非線形音響 -基礎と応用-. コロナ社, 2014.
- [17] Peter J Westervelt. “Parametric Acoustic Array”. *The Journal of the Acoustical Society of America*, Vol. 35, No. 4, pp. 535–537, apr 1963.
- [18] H.O. Berkta. “Possible exploitation of non-linear acoustics in underwater transmitting applications”. *Journal of Sound and Vibration*, Vol. 2, No. 4, pp. 435–461, oct 1965.
- [19] V. John Mathews. “Adaptive Polynomial Filters”. *IEEE Signal Processing Magazine*, Vol. 8, No. 3, pp. 10–26, 1991.

- [20] Paulo S. R. Diniz. *Adaptive Filtering*. Springer US, Boston, MA, 2008.
- [21] Taiho Koh and Edward J. Powers. “Second-Order Volterra Filtering and Its Application to Nonlinear System Identification”. *IEEE Transactions on Acoustics, Speech, and Signal Processing*, Vol. 33, No. 6, pp. 1445–1455, 1985.
- [22] S. CHEN, S. A. BILLINGS, and P. M. GRANT. “Non-linear system identification using neural networks”. *International Journal of Control*, Vol. 51, No. 6, pp. 1191–1214, jan 1990.
- [23] J C Patra and a C Kot. “Nonlinear dynamic system identification using Chebyshev functional link artificial neural networks.”. *IEEE transactions on systems, man, and cybernetics. Part B, Cybernetics : a publication of the IEEE Systems, Man, and Cybernetics Society*, Vol. 32, No. 4, pp. 505–11, 2002.
- [24] Jagdish C. Patra and Ranendra N. Pal. “A functional link artificial neural network for adaptive channel equalization”. *Signal Processing*, Vol. 43, No. 2, pp. 181–195, 1995.
- [25] D.P. Das, S.R. Mohapatra, A. Routray, and T.K. Basu. “Filtered-s LMS algorithm for multichannel active control of nonlinear noise processes”. *IEEE Transactions on Audio, Speech and Language Processing*, Vol. 14, No. 5, pp. 1875–1880, 2006.