The University of Osaka
Institutional Knowledge Archive

Title	エコーキャンセラにおける適応推定アルゴリズムに関する研究
Author(s)	山本, 誠一
Citation	大阪大学, 1983, 博士論文
Version Type	VoR
URL	https://hdl.handle.net/11094/2607
rights	
Note	

The University of Osaka Institutional Knowledge Archive : OUKA

https://ir.library.osaka-u.ac.jp/

The University of Osaka

エコーキャンセラにおける適応推定アルゴリズムに関する研究

山　本　誠　一

昭和57年10月

エコーキャンセラにおける適応推定アルゴリズムに関する研究

山　本　誠　一

内　容　梗　概

本論文はエコーキャンセラにおける適応推定アルゴリズムに関する研究結果をまとめたものである。

エコーキャンセラにおける適応推定は，周囲環境の変化に係らずエコーキャンセラ内部で発生する擬似エコー信号がエコーと等しくなるようにエコーパスモデルのパラメータを設定することであり，基本的にはエコーパスの信号伝搬特性を規定する未知パラメータを推定するパラメータ推定問題として定式化し得る。

本論文において筆者は，エコーパスの信号伝搬特性を表わすモデルとして離散形インパルス応答モデルを用い，音声信号を入力信号とする離散形インパルス応答のパラメータ推定問題について考察する。まず，高速カルマンフィルタアルゴリズムを逐次推定アルゴリズムとして用いる場合について検討し，音声信号を入力信号とする逐次形パラメータ推定に関する考察結果を述べる。次にその結果をふまえ，線形予測法を基礎とする音声信号の無相関化手段により収束速度を向上し得る逐次形パラメータ推定アルゴリズムである線形予測形アルゴリズムについて述べる。更に，線形予測形アルゴリズムのステップゲインの最適化について考察し，ステップゲインを準最適化した適応線形予測形アルゴリズムについて述べ，エコーキャンセラの適応推定アルゴリズムとして優れた性質を有することを明らかにする。最後に，適応線形予測形アルゴリズムを用いたエコーキャンセラの試作装置とその実験結果について述べ，本アルゴリズムの有効性を確認する。

本文は，以下の７章より成立っている。

第１章は，本論文の背景と概要の説明である。

第２章は，長距離電話回線におけるエコー現象およびエコー制御手段である

エコーキャンセラの原理について説明する。更に，従来のエコーキャンセラの適応推定アルゴリズムの問題点について述べる。

第3章は，状態空間表示によるエコーキャンセラの定式化および高速カルマンフィルタアルゴリズムのエコーキャンセラへの適用について述べている。本章は発表論文(2)，(3)を中心にまとめてある。

第4章は，第3章の結果をふまえ，音声信号の線形予測法を基礎とする入力信号の無相関化手段により，収束速度を改善し得る線形予測形アルゴリズムについて記述する。本章は発表論文(1)，(5)を中心にまとめてある。

第5章は，第4章で述べた線形予測形アルゴリズムの最適ステップゲインについて考察し，ステップゲインを逐次準最適化する適応線形予測形アルゴリズムについて述べている。本章は発表論文(4)を中心にまとめてある。

第6章は，本研究のしめくくりとして，第5章で述べた適応線形予測形アルゴリズムに基づいたエコーキャンセラを試作し，実験を行った結果について述べたもので，発表論文(6)，(7)に沿ってまとめてある。

最後に第7章において，本論文で述べたエコーキャンセラの適応推定アルゴリズムに関する研究の特徴を整理する。

発　表　論　文

(1) Yamamoto,S., Kitayama,S., Tamura,J., and Ishigami,H. : "An adaptive echo canceller with linear predictor", Trans. IECE Japan, E62,12, pp.851-857 (Dec.1979).

(2) 山本，来山，田村，千原，桜井："高速カルマンフィルタを用いたエコーキャンセラのアルゴリズムとその特性"，信学論(B)，J64−B，4，pp.318−325 (昭和56−04).

(3) Yamamoto,S., Kitayama,S., Chihara,K. and Sakurai,Y. : "An adaptive echo canceller using a fast Kalman filter algorithm", Preprint of IFAC Ⅷth World Congress, 24・5 (August 1981).

(4) Yamamoto,S. and Kitayama,S. : "An adaptive echo canceller with variable step gain method", Trans. IECE Japan, E65,1, pp.1−8 (Jan. 1982).

(5) 山本，来山："線形予測を用いる適応フィルタリングアルゴリズムの実誤差モデル化について"，信学論(A)，J65−A，6，pp.583−584 (昭和57−06).

(6) 山本，来山，榑松："適応線形予測形エコーキャンセラの試作"，信学論(B)，J65−B，10，pp.1229−1236 (昭和57−10).

(7) Yamamoto,S. and Kitayama,S. : "An experimental model of an echo canceller using an adaptive linear predictive algorithm", Proc. 1st Global Commun. Conf., (Nov. 1982)掲載予定.

エコーキャンセラにおける適応推定アルゴリズムに関する研究

1. 序　論 …… 1

2. エコーキャンセラの原理 …… 6

2.1 エコー現象とエコーサプレッサ …… 6

2.2 適応形エコーキャンセラの原理と研究の歴史 …… 11

2.3 エコーキャンセラの適応推定アルゴリズム …… 17

3. 高速カルマンフィルタ形エコーキャンセラ …… 22

3.1 はじめに …… 22

3.2 カルマンフィルタ形エコーキャンセラの定式化 …… 23

3.3 高速カルマンフィルタの適用 …… 24

3.4 シミュレーション実験 …… 31

3.5 考察 …… 36

3.6 むすび …… 37

4. 線形予測形アルゴリズム …… 38

4.1 はじめに …… 38

4.2 音声信号のモデル化 …… 39

4.3 線形予測形アルゴリズム …… 43

4.4 シミュレーション実験 …… 48

4.5 考察 …… 54

4.6 むすび …… 57

5. 適応線形予測形アルゴリズム …… 59

5.1 はじめに …… 59

5.2 線形予測形アルゴリズムの最適ステップゲイン …… 60

5.3 適応線形予測形アルゴリズム …… 65

5.4　シミュレーション実験 …… 67
5.5　考察 …… 75
5.6　むすび …… 76

6.　試作適応線形予測形エコーキャンセラ …… 77
6.1　はじめに …… 77
6.2　試作装置の概要，特徴 …… 77
6.3　試作装置の構成 …… 80
6.4　試作装置の性能 …… 83
6.5　考察 …… 92
6.6　むすび …… 95

7.　結　　論 …… 97

謝　　辞 …… 99

参考文献 …… 101

付　　録
A－1　最大傾斜法を基礎とするアルゴリズムの収束性 …… (1)
A－2　高速カルマンフィルタアルゴリズムの略証 …… (3)
A－3　線形予測形アルゴリズムにおける回線雑音の影響 …… (7)
A－4　式(4・21)と式(4・29)とが等価であることの証明 …… (10)
A－5　式(5・14)の導出 …… (12)
A－6　因果律的最適同定法 …… (13)
A－7　ディジタルエコーキャンセラの構成方式に関する検討 …… (15)

1. 序　論

電話回線では，インピーダンスの不整合点特に２線４線の変換点であるハイブリッドコイルで音声信号の反射が起こり，エコーとなって送話者に戻ってくる。エコー現象は国内電話網のように遅延が短い場合には，通話品質上ほとんど問題とならないが，衛星回線や国際海底ケーブル回線のように遅延が１５０〜３００msec程度になると，エコーが送話音声と分離されて聞きづらくなり，通話を困難にする。このため，国際電話網ではエコー制御装置としてエコーサプレッサ（反響抑圧装置）が採用されている。エコーサプレッサは遅延が１５０msec程度以下の回線では良好な特性を示すが，衛星回線や２ホップの衛星回線のように遅延が３００〜６００msec程度になると，話頭切断などによる通話品質の劣化が目立つようになる。このため，エコーサプレッサの欠点を取り除き通話品質を大幅に向上し得るエコー制御装置として，エコーと等価な信号（擬似エコー）を内部で発生させエコーから差し引くことによりエコーを打消すことを原理とするエコーキャンセラ（反響打消装置）が，米国ベル研究所のSondhiらにより１９６６年に提案された(1)(2)。

更に翌年の１９６７年に，Sondhiは適応機能を有する適応形エコーキャンセラを提案した(3)。Sondhiの提案した適応形エコーキャンセラでは，擬似エコーは受信信号をトランスバーサルフィルタを通すことにより作成され，トランスバーサルフィルタのタップ重みはエコー信号と擬似エコーとの差である残留エコーの単調非減少奇関数が零になるように適応的に変更される。すなわち，参照信号であるエコー信号とトランスバーサルフィルタの出力信号である擬似エコーとが等しくなるように，トランスバーサルフィルタのタップ重みを適応的に変化させる適応形フィルタとして定式化されている。

Sondhiの適応形エコーキャンセラの提案に続いて，観測雑音が無視できない場合の問題がRosenbergerにより検討された(4)。また，非線形性を有するエコーパスに対処するためにVolterra-series表現を導入することや時変動を有するエコーパスに対処するためにHilbert変換を用いる表現方法等の理論的な拡張がThomasらにより行われた(5)(6)。

１９７２年にCampanellaらによりSondhiの定式化に従ったエコーキャンセラの試作装置[7]が発表されるに及んで，エコーキャンセラの研究は新たな段階を迎えた。Campanellaらの試作装置では，トランスバーサルフィルタのタップ重みを修正するための評価関数としては出力誤差の瞬時２乗値，アルゴリズムとしては最急降下法が用いられた。また，トランスバーサルフィルタのタップ重みを蓄積するレジスタに十分な精度を持たせる代りに，一定レベル以下の信号を強制的に零にする非線形素子であるセンタクリッパを送信回線に挿入することにより，残留エコーを抑圧することにした。このため，Campanellaらの試作装置は十分なエコー打消量を有しておらず，損失の少ないエコーパスに接続された場合はエコーが漏れる問題が有った。更に，入力信号である音声信号の自己相関性のため収束速度が遅くなり，通話の初期にエコーが漏れるといった欠点を有していた。しかし，この試作装置を用いたフィールド試験により，エコーキャンセラはエコーサプレッサより格段に優れた通話品質を提供し得ることが，実際の通話での主観評価によっても確認された意義は極めて大きい[8]。

Campanellaらの試作装置の発表の後，各国で幾つかの試作装置が発表された[9]～[14]。これらの試作装置の内，佐藤らの装置[11]は，エコーパス推定部と擬似エコー作成部とを分離し，エコーパス推定部は数チャネルで時分割的に使用する方法を採用することにより，また，荒関らの装置[12]はマイクロプロセッサの利用により，更に，Hornaの装置[10]はエコーキャンセラ内部の信号形式として対数表現を採用することにより乗算量およびレジスタのビット長を削減することによる等，各々特徴ある方法で装置の低コスト化を図っている。更に，Duttweilerらは専用ＬＳＩの開発による大幅な低コスト化の可能性を示した[14]。しかし，適応アルゴリズムとしては，Campanellaの採用したアルゴリズムをほぼそのまま採用しており，入力信号の自己相関性による収束速度の低下という欠点は残したままである。

適応形エコーキャンセラは，基本的には適応形フィルタリング問題の範疇に属するが，次のような特徴を有している。

(1)　エコーパスは国内伝送路の遅延を含み，そのインパルス応答が最大４０

$m$sec程度にも達する。このため，8kHzサンプリングで320サンプル程度となり，トランスバーサルフィルタのタップ数は極めて多い。

(2) 入力信号が音声信号であるため，自己相関性が極めて高くかつ非定常な信号を用いて未知パラメータを推定することになる。

(3) エコーキャンセラを流れる信号は会話音声信号であり，また一方の話の最中での割り込みによる双方向同時通話の状態等が有るため，回線雑音及び近端話者信号等の雑音に対するエコーのSN比が40dB～－20dB程度の範囲で大きく変化する。

このため，エコーキャンセラのアルゴリズムとしては，(1)会話音声信号入力に対しても収束速度が速い，(2)SN比の大幅な変動に対しても安定な動作を保持し，正確な擬似エコーを作成する，(3)少ない演算量で実現できる等の性質を有することが必要となる。

従来のエコーキャンセラの研究開発方向は，文献(7)，(10)～(12)の試作装置に示されるように，演算量や回路規模を減少させることに主眼がおかれていた。しかし，最近のLSI等の素子技術の進展により演算量および回路規模からの制限は次第に緩和されつつあり，単なる適応フィルタではなく，前述の性質を満足し得るエコーキャンセラに適した適応推定アルゴリズムや装置構成の検討もなされてきた。このような研究動向を示すものとして，Höge[15]，落合[16]，板倉[17]らによる研究がある。特に，板倉が提案した方法は，離散時間形カルマンフィルタアルゴリズムを用いてエコーパスモデルのパラメータ誤差を最小化する方法であり，音声信号入力に対しても高速収束性および大きな打消量を示すが，実時間処理の点からその実現は困難である。

しかし，エコーキャンセラのように入力信号が音声信号である場合には，その非定常性のために，出力誤差の最小化は必ずしもパラメータ誤差の最小化を意味せず，エコーキャンセラ本来の目的は出力誤差の最小化であっても出力誤差の最小化を評価基準として用いるのは適切でない。

このような背景を考慮して，適応形エコーキャンセラについて本論文では，エコーパスの信号伝搬特性をモデル化し，モデルのパラメータ誤差を音声信号入力を用いて最小化する逐次形パラメータ推定問題として考察する。更に，

双方向同時通話時のようなＳＮ比の大幅な劣化時に於ても，正確な擬似エコーを発生させ得る適応推定アルゴリズムについて検討する。

第２章では，長距離電話回線におけるエコー現象およびエコーキャンセラの原理について述べる。更に，従来のエコーキャンセラの適応推定アルゴリズムの問題点について述べる。

第３章では，状態空間表示によるエコーキャンセラの定式化および高速カルマンフィルタアルゴリズムのエコーキャンセラへの適用とそのシミュレーション結果について述べる。更に，実際に音声信号を入力した場合，有声音と無声音*の違いが逐次形パラメータ推定にどのような影響を及ぼすかについての検討結果を述べる。

第４章では，第３章の結果をふまえ，音声信号の線形予測法を基礎とする入力信号の無相関化により，収束速度を改善し得る線形予測形アルゴリズムについて記述する。線形予測形アルゴリズムは，白色雑音を入力源とする自己回帰モデルの出力信号で音声信号を近似し，入力音声信号から逐次自己回帰係数を算出し，算出した自己回帰係数を用いて残差信号を求める。更に，この白色化された残差信号列を用いてエコーパスのインパルス応答を推定するという構成を採る。シミュレーションにより線形予測形アルゴリズムの高速収束性を確認すると共に，予測次数，定常とみなす区間等各種パラメータの収束速度に与える影響に関する検討結果について述べる。

第５章では，回線雑音が無視できない場合の線形予測形アルゴリズムのステップゲインについて考察を行い，パラメータ誤差を逐次最小化する最適ステップゲインを導出する。更に，その推定値を用いてステップゲインを準最適化する適応線形予測形アルゴリズムについて述べる。シミュレーションにより適応線形予測形アルゴリズムの高速収束性及び打消量特性を確認すると共に，双方向同時通話時にも安定な動作を保証することを示す。

第６章では，本研究のしめくくりとして，第５章で述べた適応線形予測形

＊　有声音とは単語 eve の／i／のように声帯振動を伴う音であり，無声音とは fish の／f／のように声帯振動を伴わない音を示す。詳しくは 4.2 参照。

アルゴリズムに基づいて試作したエコーキャンセラの特徴，構成等を述べる。更に，試作エコーキャンセラの収束時間，打消量，双方向同時通話時の特性等に関する性能評価試験結果について記述する。

最後に第7章においては，本論文で述べたエコーキャンセラの適応推定アルゴリズムに関する研究の特徴を整理する。更に，将来に残された問題点について記述する。

2. エコーキャンセラの原理

本章では，長距離電話回線でのエコー現象および現用のエコー制御装置であるエコーサプレッサについて説明する。更に，エコーキャンセラの原理および研究の歴史について述べる。最後に，従来研究開発されてきたエコーキャンセラの適応推定アルゴリズムの問題点について述べ，本研究の研究目標および目的について述べる。

2.1 エコー現象とエコーサプレッサ

長距離電話回線は，図2.1に示すような構成となっている。すなわち，加入者端の電話機に接続される加入者線路は，線路の経済性と交換の便利さの点から，1本の線路で両方向の信号を伝える2線式構成である。一方，これらの加入者線路が接続される長距離線路は，線路の損失を補償するために増幅器が必要となり，そのために，それぞれの方向ごとに線路を用意する4線式構成となっている。2線式回線と4線式回線との相互変換のためには，ハイブリッドコイルが用いられる。

ハイブリッドコイルは，図2.2に示すような構成を有するブリッジ回路で，4線側受信回線，4線側送信回線，2線式加入者線およびバランス網

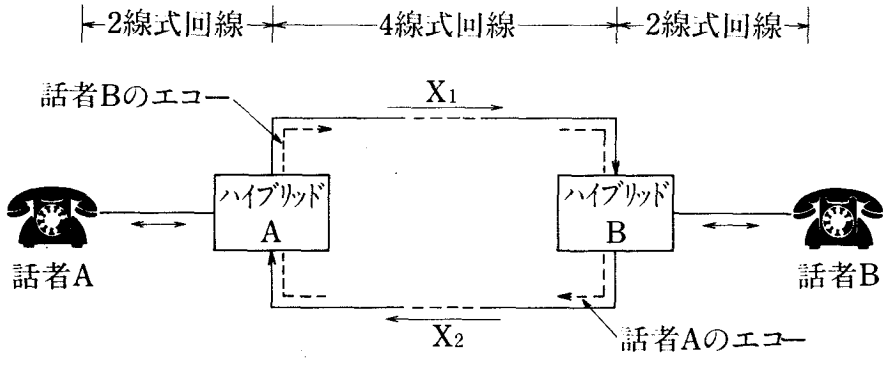


図2.1　長距離電話回線の構成

が各々接続される。バランス網のインピーダンスが2線式回線のインピーダンスと一致する場合は，4線側受信回線から入力される受信信号は加入者線側へのみ出力され，送信回線へは出力されない。一方，加入者線からの信号は4線側送信回線，受信回線相方へ出力されるが，受信回線へ出力された信号は逆向きの増幅器のため受信回線には影響を与えない。しかし，2線側の加入者線は，加入者線交換機により交換接続される加入者線ごとに線路の種類や線路長が異なるため，ハイブリッドコイルからみた2線側のインピーダンスはそれぞれ異なっていて，バランス網と完全な整合を得ることは困難である。この不整合によって，ハイブリッドコイルの4線側受信回線から入力される受信信号は送信回線に漏えいし，漏えい信号がエコーとなる。エコーのうち，通話品質上問題となるのは，送話者の声が相手側（遠端）のハイブリッドコイルでまわりこんで送話者に戻ってくるエコーで，送話者エコーとよばれるものである。

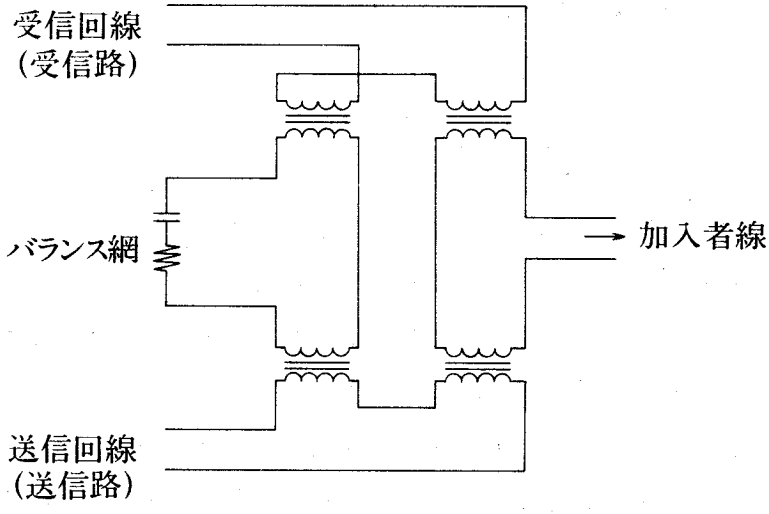


図2.2　ハイブリッドコイルの構成

エコーは，信号の伝搬遅延時間が短い場合は通話に支障を与えないが，遅延時間の増加と共に通話を困難にする。又，エコーの量の大きさも，逆に言えば，送話者における送話信号に対する送話者エコーの減衰量も，通話に影響を与える。図2.3は，送話者エコーの影響の実測例で[18]，エコー検知限とはエコーが検知できる限界，エコー許容限とはエコーは検知でき

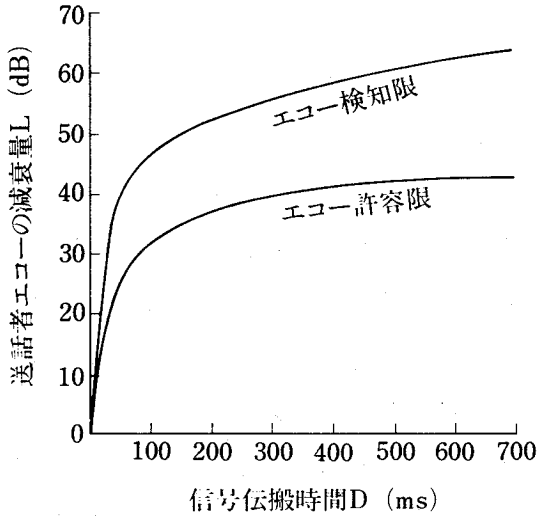


図 2.3　送話者エコーの影響の実測例[18]

るが，通話に支障のない限界のことである。

送話者における送話信号に対する送話者エコーの減衰量すなわち，エコー径路損失L(dB)は，加入者線損失をL_S(dB)，ハイブリッドコイルを含む4線式回線での損失をN(dB)，遠端側ハイブリッドコイルのバランスリターンロスをL_B(dB)とするとき，次式で表される。

$$L = 2L_S + 2N + L_B \qquad (2\cdot1)$$

L_Sは加入者線長により変化し，0 dBから数dB程度にばらつく。Nの値は通常8～10dBに設定される。L_Bは加入者線のインピーダンスZ_{SB}とバランス網のインピーダンスZ_{NB}の関数で，$L_B = 20\log|(Z_{SB}+Z_{NB})/(Z_{SB}-Z_{NB})|$で表わされ，平均値11dB，標準偏差3 dBと推定されている。[19],[20] 従って，L_Sが0 dBに近い最悪条件を想定しN＝8dBとすると，L＝27dBとなり，図2.3から伝搬遅延時間は，検知限で約40 msec，許容限で約80 msecとなる。日本国内の電話網では，伝搬遅延は30 msec以下と推定されており，エコーの通話に及ぼす影響はない。一方，国際電話回線での伝搬遅延時間は，衛星回線で約270 msec，日米間長距離海底ケーブル回線（Trans Pacific Cable－1）でも約150 msecとなり，エコーを除去することが必要となる。

エコーを除去することを一般にエコー制御というが，そのための現用装

置としてエコーサプレッサ（反響抑圧装置）がある。エコーサプレッサは，4線式回線の1箇所に設置され両方向のエコーを除去する機能を有する両方向形エコーサプレッサ（full echo suppressor）と4線式回線の両端に設置され各々片方向のエコーを除去する片方向形エコーサプレッサ(half echo suppressor)とに大別される。しかし，両方向形エコーサプレッサは70msec程度までのエコー遅延を持つ短遅延回線にのみ使用されており，一般にエコーサプレッサと言えば長遅延回線用の片方向形を指す場合が多い。本論文でも以下，片方向形エコーサプレッサを単にエコーサプレッサと略称する。

エコーサプレッサの原理は，図2.4に示すように，送受信信号のレベルを比較し，信号受信中すなわちエコーが発生すると予想されるときに送信路を切断し，エコーを阻止する。すなわち，検出器で受信信号レベルL_Rを検出し，L_Rが一定値を越えている場合は近端話者が受話中とみなして，送信路に損失を挿入しエコーを阻止するように作動する。一方，L_Rが一定値以下あるいは送信信号レベルL_SとL_Rを比較してL_SがL_Rより大き

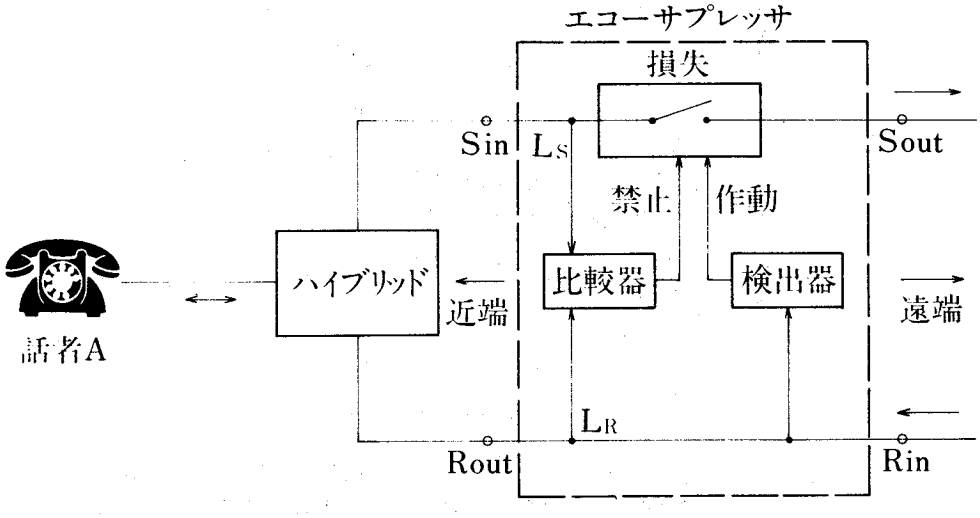


図2.4　エコーサプレッサの構成

Rin：受信入力（点），Rout：受信出力（点）
Sin：送信入力（点），Soot：送信出力（点）
L_R：受信信号レベル，L_S：送信信号レベル

い場合は，近端話者が送話中あるいは双方向同時通話状態とみなして，送信路への損失の挿入を禁止し送信信号を損失なく通過させる。なお，図中Rin（Receive-in）及びRout（Receiv-out）は各々受信路から見た場合のエコー制御装置への入力および出力を示し，Sin（Send-in）及びSout（Send-out）は送信路での入力および出力を示す。

現用のエコーサプレッサにおいては，音声信号の性質等を考慮して，エコーサプレッサの動作にヒシテリシス特性を導入することにより，通話品質の向上を図っている。エコーサプレッサの動作の詳細な規定は図2.5および表2.1に示す通りである[21]。すなわち，送信信号および受信信号のレベル（dBm0＊）が測定され，図2.5での動作領域が決定される。Xは送受信とも無信号の領域，Yは送信信号のみの領域，Zは受信信号のみの領域，Wはエコーサプレッサがブレイクイン（Break-in）動作を行う領域すなわち双方向同時通話の領域，Vは領域Z及びWの動作が確実になるように設定されたヒステリシス領域を示す。これらの各領域に対応する通話

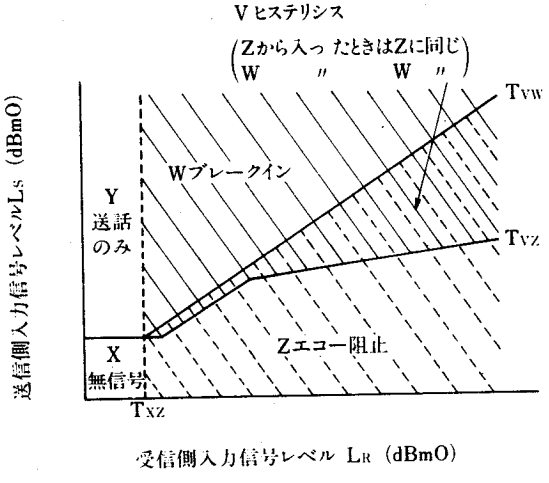


図2.5　標準形エコーサプレッサの動作図[21]

Txz，Tvw，Tvzは各々X領域とZ領域，V領域とW領域，V領域とZ領域とを分離する閾値。

＊　dBm0は，伝送系の基準点（相対レベル0の点）に1mWの信号を加えて基準とし，伝送系のある点での相対レベルとどれだけ異なっているかを示す単位である。なお，伝送系のある点での相対レベルとは，その点と伝送系の基準点とにおける信号の電力比を示す値で，dBrで示される。

表 2.1　図 2.5 の各領域と通話路の状態

領　域	送信路損失（dB）	受信路損失（dB）
X	0	0
Y	0	0
Z	50以上	0
W	0	受信路にそう入された損失*
V	Zから入ったときはZと同じ状態 W　〃　W　〃	

*5～7dBの一定損失か、受信レベルに依存した損失のいずれか一方または両方。

路の状態は表 2.1 に示す通りである。実際の通話中は各通話路のレベルが時間と共に変るので動作点は各領域の間を移動する。その際，通話レベルの変化と動作状態の変化の対応については，エコーパスの伝搬時間や音声信号の性質を考慮して，適当な動作時間（Operate time）と復旧時間（Hangover time）を定め，誤動作を防ぐ工夫がなされている[21]。

しかし，ブレイクイン動作の期間，すなわち双方向同時通話状態になっている期間は送信路が復旧しているのでエコーが発生する。すなわち，割込通話の切断を防止しようとすればエコーが発生し，逆にエコーを防止しようとすれば通話の切断回数が増加する。このため，エコーパスの推定損失量に応じて送話路切断の閾値を変える適応形ディジタルエコーサプレッサなども開発されている[22]。しかし，エコーサプレッサが音声のレベル検出によるスイッチングを基本とする限り通話の切断およびそれに伴う通話品質の劣化は避けることはできない。

2.2　適応形エコーキャンセラの原理と研究の歴史

エコーパスを線形かつ定常的な系とみなすことができれば，エコーは受話信号を線形ろ波したものである。すなわち，この系の入力 x(t)，出力 y(t)およびインパルス応答 h(t)との間には，次式が成立する。

$$y(t)=\int_0^{\infty} h(\tau)\cdot x(t-\tau)\,d\tau \qquad (2\cdot2)$$

もし，インパルス応答 $h(\tau)$ をあらかじめ知ることができれば，式（2・2）によって受話信号 $x(t)$ からエコー $y(t)$ を知ることができるから送話路に $-y(t)$ を加えることによりエコーを打消すことができる。

インパルス応答 $h(\tau)$ を知る最も簡便な方法は，通話路が設定された後通話開始前にエコーパスにインパルスを送り込み，その応答を蓄積する方法である。この方法を採用し，式（2・2）の代りに式（2・3）の演算をトランスバーサルフィルタを用いて実行する装置も試作されている[23]。

$$y(kT)=\sum_{i=0}^{N-1} h(iT)\cdot x\{(k-i)T\} \qquad (2\cdot3)$$

式（2・3）において，Tはサンプリング周期であり，公衆電話網の帯域が0.3から3.4 kHzであることから通常8 kHzサンプリングすなわち125μsecに設定される。Nはトランスバーサルフィルタのタップ数であり，通常100程度から300程度に設定される。

しかし，実際のエコーパスは決して定常的とはいえず，構内電話機の接続や転送により，また，エコーパスに搬送回線が使用されていればレベル変動などによりインパルス応答は時間的に変動すると考えられる。更に，測定用インパルスの使用が加入者に不快感を与える可能性や正確な測定の難しさなどを考えると，測定用インパルスを用いる方法は適当ではなく，トランスバーサルフィルタのタップ重みを適応的に変化させる適応形エコーキャンセラが必要となる。

適応フィルタ機能を有する適応形エコーキャンセラは，1967年にSondhiにより提案された[3]。その構成は図2.6に示す通りである。エコーキャンセラの送話側入力端子Sinから入力される信号は，エコー $y(t)$ に雑音 $n(t)$ が重畳したものである。遠端話者のみが話をしている場合は，雑音 $n(t)$ はレベルの低い回線雑音だけであるが，双方向同時通話時には雑音 $n(t)$ は近端話者の音声信号をも表わす。なお，近端話者のみが話をしている場合は，エコー $y(t)$ そのものが存在しないので考慮する必要はない。ト

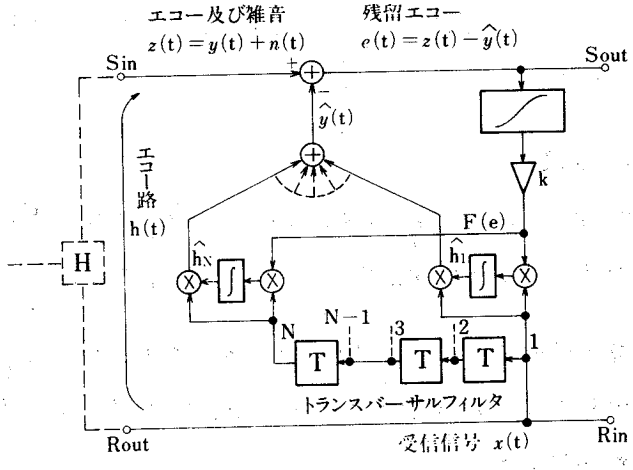


図 2.6　適応形エコーキャンセラの構成[3]

ランスバーサルフィルタは擬似エコー$\hat{y}(t)$を次式により作成する。

$$\hat{y}(t)=\sum_{i=1}^{N}\hat{h}_i(t)\,x(t-iT) \qquad (2\cdot4)$$

ここで，Tはサンプリング周期すなわちトランスバーサルフィルタのタップ遅延間隔を示す。一方，制御ループは残留エコー $e(t)=z(t)-\hat{y}(t)$が零になるようにトランスバーサルフィルタのタップ重み$\hat{h}_i$ ($i=1,2,\cdots,N$) を逐次変化させる。トランスバーサルフィルタのタップ重み列$\hat{\mathbf{h}}=(\hat{h}_1,\hat{h}_2,\cdots,\hat{h}_N)'$を変化させる適応制御アルゴリズムとして，Sondhiは最急降下法に基づく次式のようなアルゴリズムを提案している。

$$\frac{d\hat{\mathbf{h}}}{dt}=KF(e)\,\mathbf{x} \qquad (2\cdot5)$$

ここで，$\mathbf{x}$は$\mathbf{x}=(x_{t-T},\ x_{t-2T},\cdots,x_{t-NT})'$なる入力信号ベクトル，Kは正の定数，Fは非減少奇関数である。式(2・5)で示されるアルゴリズムは，付録A－1に示すように，理想的な条件すなわち$n(t)=0$の下で$e(t)=0$，すなわち$\hat{y}(t)=y(t)$になるように，タップ重み列$\hat{\mathbf{h}}$を変更する。

Campanellaらは適応形エコーキャンセラの試作に当って，演算精度，信頼性等を考慮して，式(2・5)の離散形形式

$$\hat{\mathbf{h}}_{j+1} = \hat{\mathbf{h}}_j + KTF(e_j)\,\mathbf{x}_j \qquad (2\cdot6)$$

を採用した[7]。ここで，jはサンプル時刻，Tはサンプル間隔を示し，e_j, $\mathbf{x}_j$, $\hat{\mathbf{h}}_j$は各々

$$e_j = e(jT)$$
$$\mathbf{x}_j = (x_{j-1}, x_{j-2}, \cdots, x_{j-N})', \qquad x_j = x(jT)$$
$$\hat{\mathbf{h}}_j = (\hat{h}_1, \hat{h}_2, \cdots, \hat{h}_N)', \qquad \hat{h}_j = \hat{h}(jT)$$

で示される。評価関数としては，$F(e_j) = e_j^2$ あるいは$F(e_j) = |e_j|$を用い，更に入力信号のレベル変動に対する正規化を考慮して，次式のようなアルゴリズムを採用した。

$$\hat{\mathbf{h}}_{j+1} = \hat{\mathbf{h}}_j + K\frac{\mathbf{x}_j e_j}{\mathbf{x}_j' \mathbf{x}_j} \qquad (2\cdot7)$$

$$\hat{\mathbf{h}}_{j+1} = \hat{\mathbf{h}}_j + K\frac{\mathrm{sgn}(e_j)\mathbf{x}_j}{\mathbf{x}_j' \,\mathrm{sgn}(\mathbf{x}_j)} \qquad (2\cdot8)$$

なお，式(2.8)で示されるアルゴリズムは，式(2・7)で示されるアルゴリズムに比して回路規模は減少するが，収束速度は大きく低下する。

Campanellaらの試作装置では，装置の低コスト化を重視して，トランスバーサルフィルタのタップ重みに十分な精度を持たせる代りに，一定レベル以下の信号は強制的に零にする非線形素子であるセンタクリッパを送話路に挿入することにより残留エコーを除去した。このため，損失がある程度以上あるエコーパスに接続された場合はセンタクリッパにより完全に残留エコーを除去するが，回線のスイッチングによる雑音を発生させる。更に，損失の少ないエコーパスに接続された場合はかなりのレベルの残留エコーが漏れる等により通話品質の劣化を生じさせる欠点があった。しかし，この装置を用いたフィールド試験により，エコーキャンセラはエコーサプレッサより格段に通話品質を向上し得ることが実際の通話での主観評価によっても確認された[8]。

Campanellaらの試作装置の発表の後，各国で幾つかの試作装置[9]〜[14]が発表された。これらの試作装置の内，佐藤らの装置[11]はエコーパス推定部と擬似エコー作成部とを独立させ，エコーパス推定部は数チャネルで時分割的に使用する方法を採用することにより，また，荒関らの装置[12]はマイクロプロセッサの利用により，更にHornaの装置[13]はエコーキャンセラ内部の信号形式として対数表現を採用することにより乗算量およびレジスタのビット長を削減する等，低コスト化・小形化を考慮して各々特色ある構成を採用している。しかし，適応アルゴリズムとしては，式(2・7)あるいは式(2・8)で示されるアルゴリズムがそのまま採用されており，音声信号入力時の収束速度は遅い。

一方，適応形エコーキャンセラの入力信号はレベル変化の大きい音声信号であるため，SN比が大きく変化するという特徴がある。特に，双方向同時通話時には雑音n(t)がエコーe(t)に比して格段に大きくなるため，式(2・5)，(2・6)で示されるアルゴリズムでは近端話者の信号をも打ち消すような形にトランスバーサルフィルタのタップ重みが修正され，通話を阻害する。このため，送話路の信号レベルと受話路の信号レベルを比較して，送話路の信号レベルが受話路の信号レベルに一定のバイアス値(予想される最小エコーパス損失)を加えた値より大きい場合には双方向同時通話時とみなして(双方向同時通話検出機能)，トランスバーサルフィルタのタップ重みの値の修正を停止する方法が一般に用いられている。

しかし，回線雑音レベル，エコーパス損失等は未知かつ時変であるため，実際上検出特性の優れた双方向同時通話検出器を設計することは理論的にみて困難である。このため，双方向同時通話の検出が遅れてもタップ重みの修正誤りを小さく抑えるため，収束速度を犠牲にして，定数Kを小さく設定する方法が多く採用されている[13]。

これに対し，双方向同時通話時のタップ重みの修正誤りを防ぐため，Hogeは次式で示されるように，定数Kの代りに時刻jに応じてステップゲインα_jを変化させるアルゴリズムを提案している[15]。

$$\hat{\mathbf{h}}_{j+1} = \hat{\mathbf{h}}_j + \alpha_j \mathbf{x}_j e_j \qquad (2\cdot 9)$$

ここで，α_j は次式により逐次修正される。

$$\alpha_j = \frac{1}{\mathbf{x}_j' \mathbf{x}_j + N\sigma_j^2 / \gamma_j} \qquad (2\cdot 10)$$

$$\sigma_j^2 = \sigma_{j-1}^2 + \beta\cdot\left(e_j^2 - \frac{\gamma_j}{N}\mathbf{x}_j'\mathbf{x}_j - \sigma_{j-1}^2\right) \qquad (2\cdot 11)$$

$$\gamma_{j+1} = \gamma_j - \alpha_j \mathbf{x}_j' \mathbf{x}_j \gamma_j / N \qquad (2\cdot 12)$$

$$\gamma_0 = 1, \quad \sigma_0^2 = 0, \quad \beta = 2^{-5} \qquad (2\cdot 13)$$

ここで，σ_j^2 は回線雑音 n_j^2 の推定値であり，γ_j は時刻 jT におけるパラメータ誤差 $\|\mathbf{h} - \hat{\mathbf{h}}_j\|^2$ の推定値である。Hoge のアルゴリズムは，収束速度，双方向同時通話時の特性共に良好であるが，入力信号の白色性，エコーパスの定常性を仮定して導出されているため，時変動性を有するエコーパスに対しては適用できず，エコーキャンセラの適応推定アルゴリズムとしては実際的ではない。

一方，落合らはステップゲインK＝0とK＝C（定数）の2つのエコーパスモデルを内蔵し，出力誤差の移動平均値が小さい方のモデルを選択的に使用するエコーキャンセラを提案している[16]。しかし，適応形エコーキャンセラの入力信号は時変かつ相関性の高い信号であるため，出力誤差の減少がモデル精度の向上を必ずしも意味するものではなく，誤って精度の悪いモデルを選択する場合がある[16]。

更に，板倉らが提案した離散時間形カルマンフィルタを用いる方式[17]は，エコーパスモデルのパラメータ誤差を最小化する方式であり，高速収束性を示しかつ双方向同時通話時にもエコーパスモデルの乱れが生じない等の利点はあるが，演算量の点から実時間処理は困難である。

以上述べたように，適応形エコーキャンセラのアルゴリズムとして幾つかの方式が提案されているが，高速収束性，双方向同時通話時の特性，エコーパスの変動に対するトラッキング特性等に各々何らかの問題点を有し

ている。このため，音声信号入力時の収束速度の低下，双方向同時通話時でのタップ重みの修正誤り等の欠点を有しているものの，装置化の容易性，エコーパス変動に対するトラッキング特性等を重視して，適応形エコーキャンセラのアルゴリズムとしては式（2・7）で示される適応論理を用い，双方向同時通話時には修正を停止するという方法が一般に用いられている。

次節では，式（2・6）あるいは式（2・7）で示されるアルゴリズムの一般的な特性と適応形エコーキャンセラのアルゴリズムとして用いる場合の問題点等について詳述する。更に，本研究の目標・目的を明らかにする。

2.3　エコーキャンセラの適応推定アルゴリズム

Sondhi が提案した適応形エコーキャンセラの原理は，前節で述べたように，雑音 $n(t)$ がエコー $y(t)$ に重畳して信号 $z(t)$ として観測される場合に，残留エコー $e(t)=z(t)-\hat{\mathbf{h}}'(t)\,\mathbf{x}(t)$ が $n(t)$ と一致するように，すなわち，図2.7に示すように，信号 $z(t)$ を参照信号とし出力誤差 $e(t)$ を減少させるようにフィルタの係数 $\hat{\mathbf{h}}(t)$ を適応的に変化させる適応形フィルタ[24]の一種である。

一方，図2.8に示すように，エコーパスのインパルス応答 $\mathbf{h}(t)$ を推定し，これをトランスバーサルフィルタのタップ重み $\hat{\mathbf{h}}(t)$ として用いることにより，出力誤差 $e^{*}(t)=\mathbf{x}(t)'(\mathbf{h}(t)-\hat{\mathbf{h}}(t))$ を零に近づけると考えれば，適応形エコーキャンセラはシステム同定あるいはパラメータ推定問題として

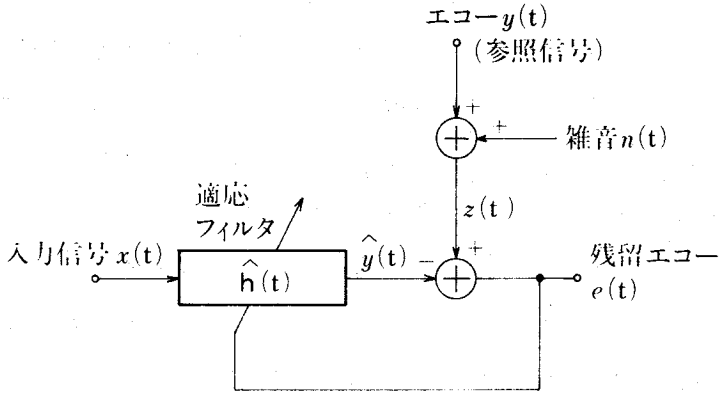


図2.7　適応フィルタとしてのエコーキャンセラのモデル化

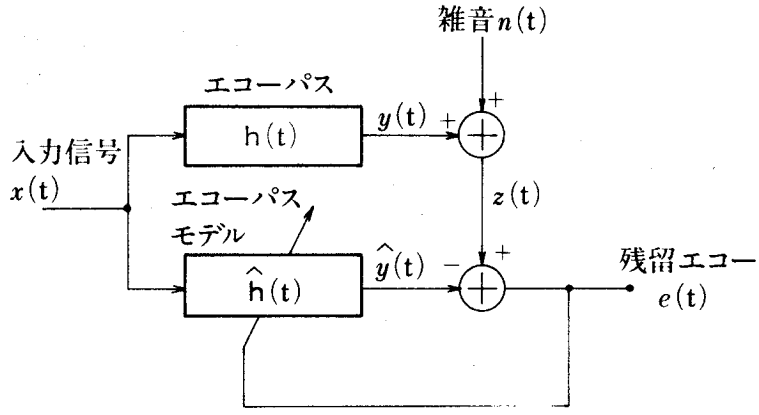


図2.8　パラメータ推定問題としてのエコーキャンセラのモデル化

定式化し得る。エコーキャンセラのように，入力信号が有色かつ非定常な音声信号である場合には，$e^*(t)=0$ は単に $\mathbf{x}(t)'(\mathbf{h}(t)-\hat{\mathbf{h}}(t))=0$ すなわちベクトル $\mathbf{x}(t)$ とベクトル $(\mathbf{h}(t)-\hat{\mathbf{h}}(t))$ が直交していることを示すのみであり，必ずしも $\mathbf{h}(t)=\hat{\mathbf{h}}(t)$ を意味しないから，入力信号の性質が変化すれば再び $e^*(t)\neq 0$ となり残留エコーが発生する。このため，エコーキャンセラ本来の目的は出力誤差 $e^*(t)$ を零にすることであるが，エコーキャンセラの定式化としては出力誤差 $e^*(t)$ を零に近づけるという適応形フィルタによる定式化よりも，エコーパスの信号伝搬特性を規定する未知パラメータを推定し，これをエコーキャンセラ内部のエコーパスモデルのパラメータとするパラメータ推定の定式化が望ましいと考え得る。この定式化，すなわちエコーキャンセラをパラメータ推定問題として定式化すべきであるという考え方は，後に Sondhi 自身も最近の論文[25]で述べている。

今，エコーパスモデルとしてインパルス応答の離散時間表現を用いると，エコーキャンセラはエコーパスのサンプル値インパルス応答関数ベクトル

$$\mathbf{h}_j=(h_{1j},h_{2j},\cdots,h_{Nj})',\quad h_{ij}=h(iT;jT)$$

を推定するパラメータ推定問題として定式化できる。

パラメータ推定アルゴリズムについては，制御工学の分野で数多くの研究がなされている[26][27]。パラメータ推定アルゴリズムの中で特別な探査信号を用いず，通常の入出力信号を用いる方法は，解析的方法と逐次的方法とに大きく分けられる。解析的方法は一定量のデータが入力されるまでパラメータの推

定が行えない，多量のデータを蓄積しなければならない。更にシステムが定常でなければならない等の問題点が有り，エコーキャンセラのアルゴリズムとしては適さない。一方，一般に次式で示される逐次的方法は逐次入力されるデータを利用してパラメータ推定を行うため，多量のデータを蓄積する必要がなく，適応形エコーキャンセラのアルゴリズムとして適している。

$$\hat{\mathbf{h}}_{j+1} = \hat{\mathbf{h}}_j + \mathbf{k}_j e_j \qquad (2\cdot14)$$

ただし

$\hat{\mathbf{h}}_{j+1} = (\hat{h}_{1\,j+1}, \hat{h}_{2\,j+1}, \cdots, \hat{h}_{N\,j+1})'$

：出力誤差 e_j が観測されたときの $\mathbf{h}_{j+1}$ の推定値。

$\mathbf{k}_j$ ：N次元誤差修正ベクトル。

誤差修正ベクトル $\mathbf{k}_j$ は，逐次形最小二乗法等種々の逐次推定アルゴリズムにより異なった形に算出されるが，演算量の制限の点から入力信号の共分散行列を陽に用いないアルゴリズムに範囲を限定すると，Robbins-Monroの確率的近似法[28]が著名である。確率的近似法は，雑音が存在していても真値に収束するという秀れた性質を有するが，パラメータが時不変でなければならないという制限があり，更に収束が遅いという欠点を有している。

一方，南雲，野田はインパルス応答の推定に学習機械で用いられる誤りを訂正する手続と同じ原理に基づく学習同定法を提案した[29]。学習同定法は次式に示すようなアルゴリズムであり，入力信号は定常である必要はなく，また準定常システムに対しても追従性が良いなどの特長を持っている。

$$\hat{\mathbf{h}}_{j+1} = \hat{\mathbf{h}}_j + \alpha \frac{\mathbf{x}_j}{\|\mathbf{x}_j\|^2} (z_j - \hat{y}_j) \qquad (2\cdot15)$$

ただし，α は $0 < \alpha \leq 1$ なる定数。

式（2・15）で示される学習同定法は，式（2・7）で示されるCampanellaらの試作装置で用いられた適応アルゴリズムと形式的に同一である。実際，適応フィルタの分野では，次式に示すような学習同定法と形式的に等価なアルゴリズムがWidrowらによりWidrowのnoisy LMS（Least Mean

Square）アルゴリズムとして提案されている[30]。

$$\hat{\mathbf{h}}_{j+1} = \hat{\mathbf{h}}_j + k\,(z_j - \hat{y}_j)\,\mathbf{x}_j \qquad (2\cdot16)$$

ただし，kは$0<k<1/\lambda_{max}$なる定数で，λ_{max}は$E[\mathbf{x}_j\mathbf{x}_j^t]$の最大の固有値。

Widrowのnoisy LMSは最急降下法を基本にしたアルゴリズムであり，出力誤差の2乗期待値を最小化するアルゴリズムとして定式化されている。実際の演算では，評価関数として出力誤差の瞬時2乗値e_j^2を用いてアルゴリズムが導かれている[31]。

Widrowのnoisy LMSアルゴリズムは，WidrowとHoffによりswitching circuitへの適用[30]，Widrowらによりadaptive antennaへの適用[32]，Luckyにより自動等化器への適用[33]，Sondhiによりエコーキャンセラに対する適用[3]が各々検討されている。更に，Widrowのnoisy LMSアルゴリズムについては，その後パラメータ推定特性に関する検討が，Gersho[34]，KimとDavisson[35]，Daniell[36]，Sondhi[37]らによりなされている。このように適応フィルタや音声信号処理に代表されるディジタル信号処理の分野とシステム同定等の制御理論の分野は，各々独自に発展したものであるが，その手法等に幾つかの類似性が有り，最近その境界領域についての検討が盛んになりつつある[38]。

以上述べたように，学習同定法あるいはnoisy LMSアルゴリズムは離散形インパルス応答モデルを用いるパラメータ推定問題およびフィルタ問題について有用な性質を有しており，多くの応用が検討されている。しかし，エコーキャンセラの場合のように，入力信号が自己相関性が高く非定常な信号である音声信号でかつSN比が大幅に変化する場合には必ずしも十分良好な特性を示さない。

まず，学習同定法では入力信号x_jを白色雑音とすると，パラメータ誤差$\|\triangle\mathbf{h}_j\|^2 = \|\mathbf{h} - \hat{\mathbf{h}}_j\|^2$が与えられた誤差$\varepsilon$（$>0$）以下に達する時刻jの期待値$T_{(\varepsilon)}$は

$$T_{(\varepsilon)} \approx \frac{2N}{\alpha(2-\alpha)}\ \ln\varepsilon^{-1} \qquad (2\cdot17)$$

で与えられる[29]。また，定常白色雑音 n_j が存在する条件下での定常状態でのパラメータ誤差の極限精度は

$$\lim_{j\to\infty} E[\,\|\triangle \mathbf{h}_j\|^2\,] = \frac{\alpha}{2-\alpha}\cdot\frac{\sigma_n^2}{\sigma_x^2} \qquad (2\cdot18)$$

で与えられる[29]。ただし，

$$\sigma_n^2 = E[\,n_j^2\,],\quad \sigma_x^2 = E[\,x_j^2\,]$$

式（2・18）より明らかなように，ステップゲイン α を小さな値に設定しておけば定常状態でのパラメータ誤差は減少し，双方向同時通話時においてもパラメータ誤差の増大は抑えることはできるが，逆に式（2・17）に示すように収束速度が大きく低下する。このように，学習同定法には収束速度と定常状態でのパラメータ誤差との間にトレードオフの関係が有り，両者を同時に改善させることは不可能である。更に，ＳＮ比が高い場合にパラメータ誤差が減少しても，ＳＮ比の劣化に応じてパラメータ誤差が再び増大する欠点がある。

また，エコーキャンセラではエコーパスモデルの次数Ｎは３００程度にも達するため，回路規模を増大させるばかりではなく，式（2・17）に示されるように収束速度を低下させる。更に，エコーキャンセラの入力信号である音声信号は，その強い自己相関性のために，収束速度を一層低下させる。

このため，本研究では適応形エコーキャンセラの高速収束，定常状態での打消量の増大および双方向同時通話時のパラメータ誤差の増大防止を目的として，

(1) 音声信号入力時にも収束速度が低下しないように，入力信号である音声信号の性質を利用して高速収束を可能とするパラメータ推定アルゴリズムを開発すること，

(2) 定常状態での打消量を増大できると共に，ＳＮ比の大幅な変動に対してもパラメータ誤差の増大ひいては残留エコーの増加がないような適応処理を可能とするアルゴリズムを開発すること，

を目標としている。

3. 高速カルマンフィルタ形エコーキャンセラ

前章で述べたように，従来主として用いられてきた学習同定法は，会話音声信号に対しては白色雑音が入力される場合に比してエコー打消特性が劣化するという問題がある。一方，会話音声信号に対しても良好なエコー打消特性を持つカルマンフィルタ方式は，メモリや演算量がばく大で実用化が困難である。本章は，カルマンフィルタの演算量の減少を図るため，Ljung の高速アルゴリズムを用いる方式を検討している。この方式によれば，学習同定法に比べエコー打消量は10～20dB向上し，収束速度も5倍程度速くなる。又，メモリ量や演算量は従来のカルマンフィルタアルゴリズムに比べ2桁程度少なくなる。最後に，高速カルマンフィルタアルゴリズムの適用により明らかとなった事項として，音声信号の短時間特性の違いによる収束速度の差異について述べる。

3.1 はじめに

学習同定法を用いるエコーキャンセラは，音声信号入力時の収束速度は速くはないが，装置化が比較的容易に図れるという大きな利点がある。このため，学習同定法を基本とし，その上で音声信号の自己相関性を軽減することにより収束速度を改善させる手段として，DPCM(Differential Pulse Code Modulation)を用いる方式[39][40]などが提案されている。しかし，これらの方式では音声信号入力時の収束速度の改善効果は少ない。

一方，入力信号の相関性に依存しない推定アルゴリズムとして，カルマンフィルタを適用する方法が検討されている[17]。カルマンフィルタを用いるエコーキャンセラはエコー打消特性は非常に良好であるが，学習同定法などの方式に比して所要メモリ量や演算量が極めて大きくなり，実時間処理は困難であった。このため，板倉ら[17]は簡略化アルゴリズムを提案しているがエコー打消特性は大きく劣化する。

本章は，入力信号ベクトルの次数に比例する演算量でカルマンフィルタを構成し得る高速カルマンフィルタアルゴリズム[41]をエコーキャンセラに

応用する方法について述べている。3.2では，エコーキャンセラを状態空間表示を用いて定式化し，3.3では高速カルマンフィルタアルゴリズムを用いた新しいエコーキャンセラを提案し，定量的な特性について述べる。3.4では実音声入力時のエコーキャンセラの定性的な性質を述べると共に，本方式および従来の学習同定法によるエコー打消特性をシミュレーション実験により比較検討している。3.5では，本方式に関する考察および音声信号を入力信号とする逐次形パラメータ推定に関する考察等について述べる。

3.2 カルマンフィルタ形エコーキャンセラの定式化

今，エコーパスのインパルス応答h(t)の変化は加法的に重畳した雑音w(t)により表現されるものとし，エコーパス上の雑音n(t)は加法性雑音であると仮定すると，インパルス応答h(t)及びエコーy(t)の発生・観測過程の離散時間系モデルは次式で与えられる。

$$\mathbf{h}_{j+1} = \mathbf{h}_j + \mathbf{w}_j \qquad (3\cdot1)$$

$$z_j = y_j + n_j = \mathbf{h}'_j \mathbf{x}_j + n_j \qquad (3\cdot2)$$

ただし，式(3・1)及び式(3・2)で用いられている各変数はTをサンプル周期として，以下のように定義される。

$\mathbf{h}_j = (h_{1j}, h_{2j}, \cdots, h_{Nj})'$ ， $h_{ij} = h(iT; jT)$

：時刻jTにおけるサンプル値インパルス応答関数ベクトル

$\mathbf{x}_j = (x_{j-1}, x_{j-2}, \cdots, x_{j-N})'$， $x_j = x(jT)$

：受信信号をサンプルして得た時系列から構成した受信信号ベクトル

$y_j = y(jT)$

$z_j = z(jT)$：送信側入力信号

$\mathbf{w}_j = (w_{1j}, w_{2j}, \cdots, w_{Nj})'$， $w_{ij} = w(iT; jT)$

$n_j = n(jT)$

$\mathbf{w}_j$ と n_j は互いに独立，平均値0の白色雑音で

$E[\mathbf{w}_j \mathbf{w}_j'] = R_W \quad E[n_j^2] = \sigma_n^2$。

ここで，Eは期待値を表し，R_W 及び σ_n^2 は各々の時刻 jTに無関係な非負定値行列および非負定数とする。

以上の仮定の下で，インパルス応答の推定値 $\hat{\mathbf{h}}_j$ を，推定誤差共分散行列 $E[(\mathbf{h}_{j+1} - \hat{\mathbf{h}}_{j+1})(\mathbf{h}_{j+1} - \hat{\mathbf{h}}_{j+1})']$ を最小にする評価基準で求めれば，以下のカルマンフィルタアルゴリズムが導出される[17][42]。

$$\hat{y}_j = \mathbf{x}_j' \hat{\mathbf{h}}_j \tag{3・3}$$

$$\hat{\mathbf{h}}_{j+1} = \hat{\mathbf{h}}_j + \mathbf{k}_j e_j, \quad e_j = z_j - \hat{y}_j \tag{3・4}$$

$$\mathbf{k}_j = P_j \mathbf{x}_j (\mathbf{x}_j' P_j \mathbf{x}_j + \sigma_n^2)^{-1} \text{：N次元ベクトル} \tag{3・5a}$$

$$P_{j+1} = (I - \mathbf{k}_j \mathbf{x}_j') P_j + R_W \quad \text{：N×N行列} \tag{3・5b}$$

但し，$\mathbf{k}_j$ はカルマンゲインと呼ばれるN次元ベクトル，P_j は

$$P_j = E[(\mathbf{h}_j - \hat{\mathbf{h}}_j)(\mathbf{h}_j - \hat{\mathbf{h}}_j)'] \tag{3・6}$$

で示されるインパルス応答の推定誤差共分散行列で初期値 $P_0 = cI$（ cはスカラ定数）とする。IはN×Nの単位行列である。

式（3・5）のカルマンフィルタアルゴリズムに従えば，N次元ベクトル $\mathbf{k}_j$ の算出に，N×N行列 P_j を補助式として計算する必要があり，エコーキャンセラの場合インパルス応答のサンプル個数Nが約３００となるため，その計算量はばく大なものとなる。しかし，近似的に $R_W = 0$ が成立するものとすると，Ljungらが開発した高速カルマンフィルタアルゴリズムが適用可能となり，実時間演算が期待できる。

3.3 高速カルマンフィルタの適用[43]

まず，$R_W = 0$ が近似的に成立するものとして，カルマンゲイン $\mathbf{k}_j$ の陽表現式を導出する。式（3・5a）及び式（3・5b）より

$$P_{j+1} \mathbf{x}_j = P_j \mathbf{x}_j - \mathbf{k}_j \mathbf{x}_j' P_j \mathbf{x}_j \tag{3・7a}$$

$$= \sigma_n^2 \mathbf{k}_j \tag{3・7b}$$

一方，式（3・5b）の両辺に左側よりP_{j+1}^{-1}，右側よりP_j^{-1}を乗ずると

$$P_j^{-1} = P_{j+1}^{-1} - P_{j+1}^{-1}\mathbf{k}_j\mathbf{x}_j'$$

式（3・7b）を代入すると

$$P_{j+1}^{-1} = P_j^{-1} + \frac{\mathbf{x}_j\mathbf{x}_j'}{\sigma_n^2} = P_0^{-1} + \sum_{i=0}^{j}\frac{\mathbf{x}_i\mathbf{x}_i'}{\sigma_n^2}$$

となり，P_{j+1}は

$$P_{j+1} = \sigma_n^2\left[\sum_{i=1}^{j}\mathbf{x}_i\mathbf{x}_i' + sI\right]^{-1},\quad s=\sigma_n^2/c \qquad (3\cdot8)$$

と表される。式（3・8）を式（3・7b）と比較すると

$$\mathbf{k}_j = \left[\sum_{i=1}^{j}\mathbf{x}_i\mathbf{x}_i' + sI\right]^{-1}\mathbf{x}_j \qquad (3\cdot9)$$

ここで，$\mathbf{k}_j$は受信信号ベクトル$\mathbf{x}_i$で表現され，しかも，$\mathbf{x}_i$は受信信号のサンプル値を順次シフトして作られるものであることから，高速カルマンフィルタアルゴリズム[43]が適用できることになる。このアルゴリズムは，（N+1）次元ベクトル$\bar{\mathbf{k}}_j$，N次元ベクトル$\mathbf{a}_j$，$\mathbf{d}_j$，$\mathbf{m}_j$，スカラ量ε_{0j}，ε_j，ζ_j，η_j，μ_jを用いて次のように記述される（付録A－2参照）。

〔高速カルマンフィルタアルゴリズム〕

(i) まず，$\mathbf{a}_0=\mathbf{o}$，$\mathbf{d}_0=\mathbf{o}$，$\mathbf{k}_1=\mathbf{o}$，$\zeta_0=s$及び$x_i=0\ (i\leqq 0)$として，アルゴリズムを開始する。

(ii) 次の値を計算する。

$$\varepsilon_{0j} = x_j + \mathbf{a}_{j-1}'\mathbf{x}_j \qquad (3\cdot10)$$

$$\mathbf{a}_j = \mathbf{a}_{j-1} - \mathbf{k}_j\varepsilon_{0j} \qquad (3\cdot11)$$

$$\varepsilon_j = x_j + \mathbf{a}_j'\mathbf{x}_j \qquad (3\cdot12)$$

$$\zeta_j = \zeta_{j-1} + \varepsilon_{0j}\varepsilon_j \qquad (3\cdot13)$$

(iii) 拡張カルマンゲイン$\bar{\mathbf{k}}_j$を計算する。

$$\bar{\mathbf{k}}_j = \begin{pmatrix} \varepsilon_j / \zeta_j \\ \hline \mathbf{k}_j + \mathbf{a}_j \varepsilon_j / \zeta_j \end{pmatrix} \begin{matrix} 1 \\ N \end{matrix} \tag{3・14}$$

ここで，$\bar{\mathbf{k}}_j$を次のように分割して，$\mathbf{m}_j$，μ_jを作る。

$$\bar{\mathbf{k}}_j = \begin{pmatrix} \mathbf{m}_j \\ \hline \mu_j \end{pmatrix} \begin{matrix} N \\ 1 \end{matrix} \tag{3・15}$$

(iv) 次の値を計算する。

$$\eta_j = x_{j-N} + \mathbf{d}'_{j-1} \mathbf{x}_{j+1} \tag{3・16}$$

$$\mathbf{d}_j = (\mathbf{d}_{j-1} - \mathbf{m}_j \eta_j) / (1 - \mu_j \eta_j) \tag{3・17}$$

(v) (j+1)Tのカルマンゲイン$\mathbf{k}_{j+1}$を求める。

$$\mathbf{k}_{j+1} = \mathbf{m}_j - \mathbf{d}_j \mu_j \tag{3・18}$$

このアルゴリズムに従えば，最初のサンプル時刻 j = 0 Tにおいては，(i)から(v)まで実行して$\mathbf{k}_1$を求めるが，次のサンプル時刻からは(ii)から(v)まで実行して$\mathbf{k}_{j+1}$を求めることになる。これらの演算回数を乗算と割算で評価すれば，(ii)で3 N＋1回，(iii)でN＋2回，(iv)で3 N＋1回，(v)でN回，式(3・3)，(3・4)で2N回の計10 N＋4回となる。

高速カルマンフィルタアルゴリズムを用いたエコーキャンセラの構成を図3.1に示す。その動作は以下に示す10個のオペレーティングモードに従って行われ，エコーパスのインパルス応答の推定値$\hat{\mathbf{h}}_j$の逐次更新及び擬似エコー$\hat{y}_j$の作成が行われる。以下のオペレーティングモードの説明で，乗算器・加算器・おくれゲートの数字は各々図3.1内の素子の数字と対応している。

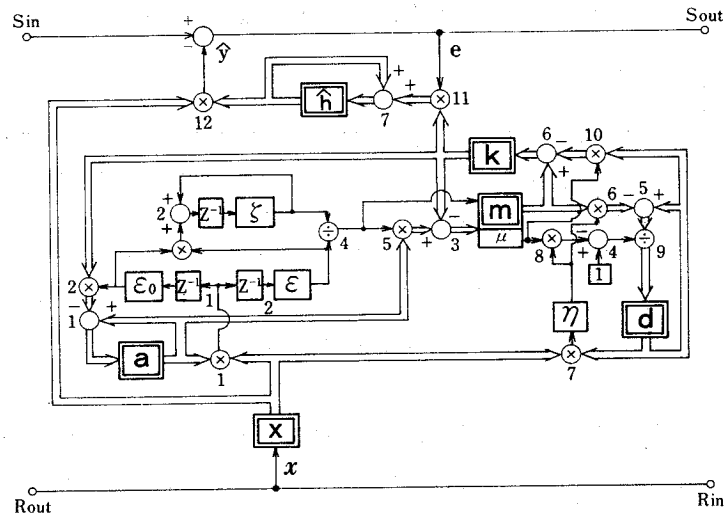


図 3. 1　高速カルマンフィルタを用いたエコーキャンセラの構成

図中，二重線の矢印はベクトル量，単線の矢印はスカラー量の信号の流れを示す。

＜オペレーティングモード＞

タイミング	乗算器	加算器	おくれゲート	対応する式
1	12			(3・3)
2	1		1	(3・10)
3	2	1		(3・11)
4	1		2	(3・12)
5	3	2		(3・13)
6	4,5	3		(3・14)
7	7			(3・16)
8	6,8,9	4,5		(3・17)
9	10	6		(3・18)
10	11	7		(3・4)

高速カルマンフィルタを用いた場合と従来のカルマンフィルタ及び学習同定法を用いた場合の演算量の比較を表 3. 1 に示す。エコーキャンセラのようにNの値が３００程度と大きい場合には，高速カルマンフィルタアル

表3.1　各アルゴリズムの乗除量の比較

アルゴリズム	乗除量
カルマンフィルタ	$3N^2+3N$
高速カルマンフィルタ	$10N+4$
学習同定法	$3N$

（Nはエコーパスモデルの次数を示す。）

ゴリズムを用いた場合の演算量は学習同定法の約3倍で済み，従来のカルマンフィルタアルゴリズムの場合と比較すると，演算量は格段に減少している。

次に，高速カルマンフィルタを用いたエコーキャンセラの特性について述べる。一般に音声信号は，白色雑音またはインパルスを入力源とする自己回帰モデルの出力信号として表される[44]。そこで，ここでは，音声信号の有色性を，白色雑音 u_j を入力源とする定常な1次自己回帰モデル

$$x_j = a x_{j-1} + u_j \qquad (0 \leqq a < 1) \qquad (3\cdot19)$$

で近似し，この信号を入力した際の特性について，まず定量的な検討を行い，実音声入力時の特性解析についての基礎とする。

通常，時刻 jT におけるエコーキャンセラの性能を表す指標としては，打消誤差（残留エコー）とエコーとの電力比を示すERLE（echo return loss enhancement ；打消量）

$$\mathrm{ERLE}(j) = 10\log_{10}\frac{E[y_j^2]}{E[e_j^{*2}]} \quad (\mathrm{dB}) \qquad (3\cdot20)$$

但し，$e_j^* = y_j - \hat{y}_j$

が用いられ，ERLEを測定する際の入力信号としては白色雑音が用いられる[45]。ERLEは白色雑音入力時にはエコーパスモデルのパラメータ誤差をほぼ正確に表すが，インパルス応答特性の推定誤差 $\triangle \mathbf{h}_j$ が一定に保たれる場合でも入力信号の相関性の違いにより値が変化するため，音声信号の

ように信号の性質が常に変化する信号が入力される際のパラメータ誤差の減少の程度を示す指標としては必ずしも適当でない。このため，パラメータ誤差の大きさを比較するのに，ここではERLE以外に，インパルス応答の推定誤差$\triangle \mathbf{h}_j$の2乗ノルムを正規化した

$$\mathrm{NORM}(j) = 10\log_{10}\frac{\|\mathbf{h}_j\|^2}{\|\triangle\mathbf{h}_j\|^2}\ (\mathrm{dB}) \qquad (3\cdot21)$$

をパラメータ誤差を示す指標として併せて用いることとした。

(1) 打消誤差特性（打消量特性）

打消誤差e_j^*は

$$e_j^* = y_j - \hat{y}_j$$
$$= \mathbf{x}_j'(\mathbf{h}_j - \hat{\mathbf{h}}_j)$$

と表されるから

$$E[e_j^{*2}] = E[(\mathbf{h}_j - \hat{\mathbf{h}}_j)'\ \mathbf{x}_j\mathbf{x}_j'(\mathbf{h}_j - \hat{\mathbf{h}}_j)] \qquad (3\cdot22)$$

となる。

ここで，$\hat{\mathbf{h}}_j$と$\mathbf{x}_j$は互いに無相関であると仮定する。$\hat{\mathbf{h}}_j$は$\mathbf{x}_{j-1}$，$\mathbf{x}_{j-2}$，…，$\mathbf{x}_1$の関数であるから，厳密には$\mathbf{x}_j$と無相関であるとはいえない。しかし，Nがかなり大きければ，十分時間が経過して打消誤差$\mathbf{x}_j'(\mathbf{h}_j - \hat{\mathbf{h}}_j)$が小さくなった後には，$\mathbf{x}_j$の変化に対する$\hat{\mathbf{h}}_j$の変化の割合は小さいと考えられ，十分大きなjに対してこの仮定はおおむね正しいと思われる。そこで，式（3・6）を用いて式（3・22）は

$$E[e_j^{*2}] = \mathrm{trace}\ P_j A \qquad (3\cdot23)$$

但し，$A = E[\mathbf{x}_j\mathbf{x}_j']$

と表示できる。

一方，jがある程度大きくなると近似的に

$$j^{-1}(sI + \sum_{i=1}^{j}\mathbf{x}_i\mathbf{x}_i') \approx A$$

とみなすことができるから，式（3・8）のP_{j+1}は

$$P_{j+1} \approx \sigma_n^2 \, j^{-1} A^{-1} \tag{3・24}$$

と表される。従って，式(3・23)より

$$E[\, e_j^{*2} \,] = \sigma_n^2 \, j^{-1} N \tag{3・25}$$

となり，打消誤差は入力信号の相関性の影響を受けない。

なお，式(3・20)よりERLE(j)は

$$\mathrm{ERLE}(j) = 10 \log_{10} \frac{\sigma_x^2}{\sigma_n^2} + 10 \log_{10} \| \mathbf{h}_j \|^2 - 10 \log_{10} \frac{N}{j}$$

$$= \mathrm{SN} - \mathrm{EPL} - 10 \log_{10} N / j \tag{3・26}$$

を示し，EPL(echo path loss)はエコーパスにおける損失を示す。

(2) パラメータ誤差特性

式(3・19)より，入力信号ベクトルx_jの共分散行列Aは

$$A = \sigma_x^2 \begin{pmatrix} 1 & a & \cdots & a^{N-1} \\ a & 1 & \ddots & \vdots \\ \vdots & & \ddots & \vdots \\ a^{N-1} & \cdots & \cdots & 1 \end{pmatrix}$$

と表される。従って，Aの逆行列は

$$A^{-1} = \frac{1}{\sigma_x^2 (1-a^2)} \begin{pmatrix} 1 & -a & 0 & \cdots & 0 \\ -a & 1+a^2 & -a & \ddots & \vdots \\ 0 & -a & \ddots & \ddots & \vdots \\ \vdots & & \ddots & 1+a^2 & -a \\ 0 & \cdots & \cdots & -a & 1 \end{pmatrix}$$

となる。これを式(3・24)に代入して対角要素のみに着目すると，

$$E[\,(h_{mj} - \hat{h}_{mj})^2\,] = \frac{\sigma_n^2}{j \sigma_x^2} \times \begin{cases} \dfrac{1+a^2}{1-a^2} & m = 2, \cdots, N-1 \\[2ex] \dfrac{1}{1-a^2} & m = 1, N \end{cases}$$

従って，

$$E\left[\|\mathbf{h}_j-\hat{\mathbf{h}}_j\|^2\right]\approx\frac{\sigma_n^2}{j\sigma_x^2}\cdot\frac{1+a^2}{1-a^2}\cdot N \qquad (3\cdot27)$$

と近似的に表される。

すなわち，パラメータ誤差は打消誤差と異なり，入力信号の相関性による影響を受け，相関係数aが大きくなりaが1に近づく程パラメータ誤差の収束速度は低下する。なお，式(3・27)よりNORM(j)は

$$\mathrm{NORM}(j)\approx 10\log_{10}\frac{\sigma_x^2}{\sigma_n^2}+10\log_{10}\|\mathbf{h}_j\|^2-10\log_{10}\frac{N(1+a^2)}{j(1-a^2)}$$

$$=SN-EPL-10\log_{10}\frac{N(1+a^2)}{j(1-a^2)} \qquad (3\cdot28)$$

と近似的に表される。

3.4 シミュレーション実験

高速カルマンフィルタアルゴリズムを用いるエコーキャンセラに関する前述の定量的検討の妥当性および実音声入力時の特性について検討を行うため，計算機シミュレーションを行った。エコーパスのインパルス応答の一例として，図3.2に示すような波形を用いた。通常の電話回線の周波数帯域は300〜3400Hz程度であるから，サンプリング時間間隔は T＝125μsecに設定した。日本国内のインパルス応答のサンプリング個数は最大320程度とされているが，ここでは演算の簡単化を考慮して，N＝200に設定した。本シミュレーションではERLEとして過去のkT時間の平均値

$$\mathrm{ERLE}(j)=10\log_{10}\frac{\sum_{l=j-k}^{j}y_l^2}{\sum_{l=j-k}^{j}e_l^{*2}} \quad (\mathrm{dB})$$

を用いており，平均化を行う区間を12.5$m$sec(k＝100)に設定した。

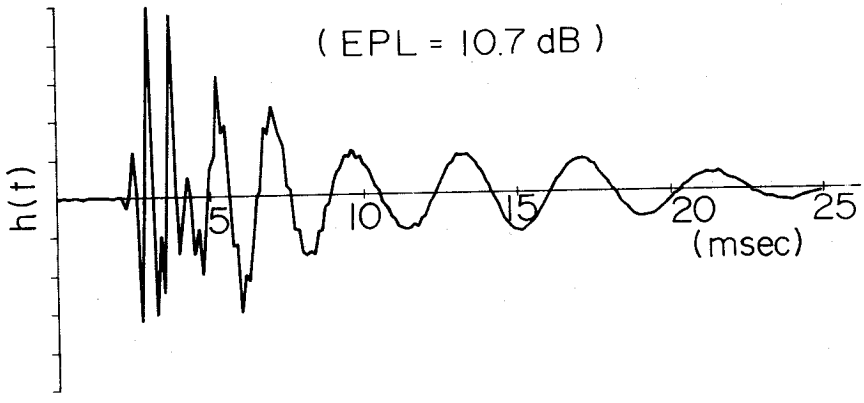


図 3. 2　エコーパスのインパルス応答の一例
（EPL：エコーパス損失）

図 3. 3 及び図 3. 4 に擬似音声信号として相関係数 a = 0. 8 の有色信号および白色雑音を入力した場合における ERLE および NORM の実験値および各々式（3・26）及び式（3・28）で表される理論値を示す。図より明らかなように，j がある程度大きくなった後は，式（3・26）及び式（3・28）は良好な近似を示している。このことより，高速カルマンフィルタを用いるエコーキャンセラは学習同定法を用いる従来のエコーキャンセラと異なり入力信号が相関性を有していても定常な信号である限り，打消誤差は相関性の影響を受けず白色雑音入力時と同じ特性を示すことが明らかである。

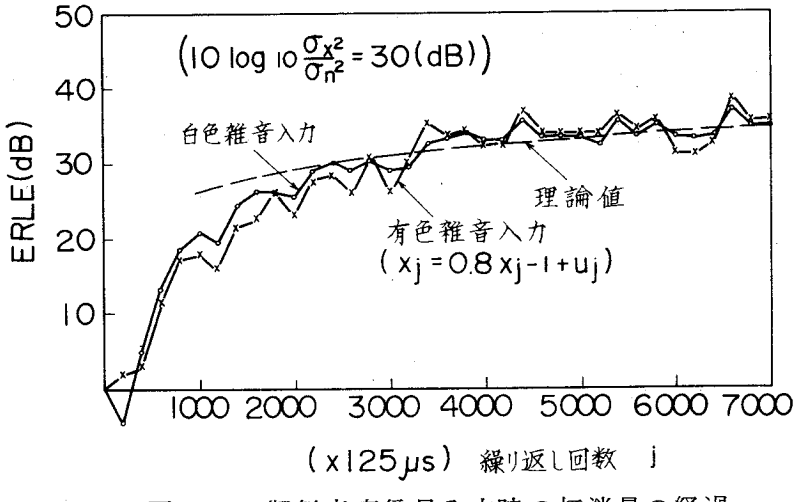


図 3. 3　擬似音声信号入力時の打消量の経過

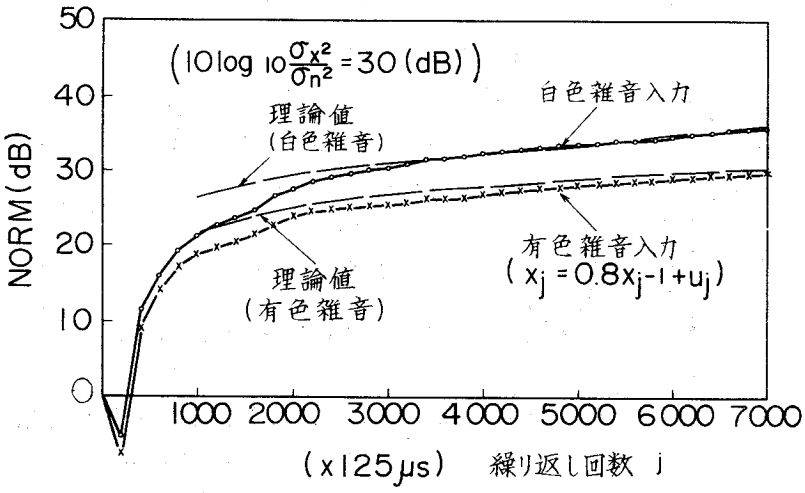


図 3.4　擬似音声信号入力時のパラメータ誤差の経過

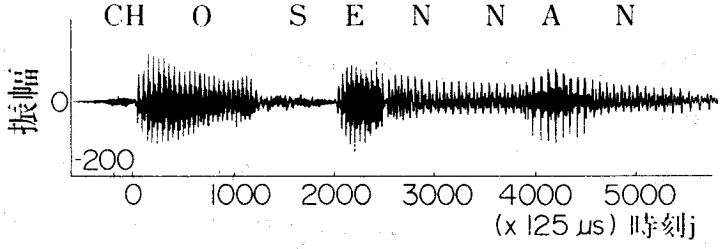


図 3.5　受信入力音声信号波形の一例

しかし，実際の音声信号は定常な信号とはいえず，統計的性質が常に変動するため，この変動の影響を受けると予想される。このため，実音声入力時の高速カルマンフィルタを用いるエコーキャンセラの特性を示す一例として図 3.5 に示すような音声信号（“朝鮮南部に低気圧があって…”）を入力した際のERLE及びNORMの経過を，各々図 3.6 及び図 3.7 に示す。なお，回線雑音としては白色雑音を重畳し，入力音声信号とのＳＮ比の設定については，ピークファクタを 12dB，最大音量と平均音量との比を 13dBとし，ピークから 25dB下がった値を入力音声信号の平均音量とみなして設定した[46]。

図 3.6 に示した例から明らかなように，高速カルマンフィルタを用いるエコーキャンセラにおいても，図 3.3 に示されている定常有色雑音入力時の特性例と異なり，音声信号入力時には統計的性質の変化により打消

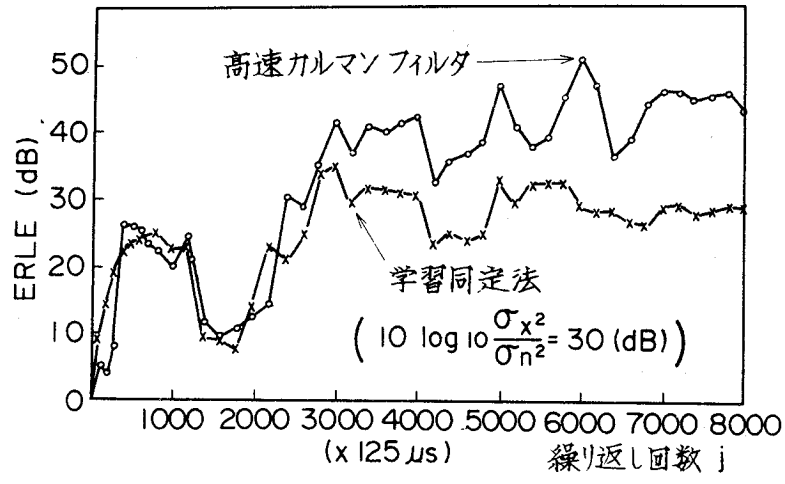


図 3.6　音声信号入力時の打消量の経過

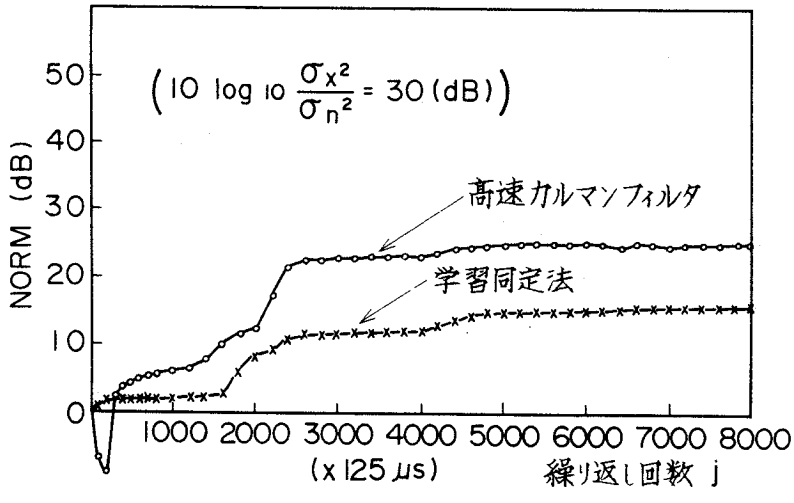


図 3.7　音声信号入力時のパラメータ誤差の経過

量は変動する。例えば，繰り返し回数 1,300 から 2,300当りまでの区間での打消量は，その直前の区間で得られた打消量約 25 dB から約10 dB 程度まで劣化している。これは，入力音声信号が有声音から無声音に変化したためである。一方，パラメータ誤差はこの区間で急激な減少を示している。これは，入力信号の相関性が小さい程パラメータ誤差は減少するという前述の式（3・27）の結果と定性的に一致する。

以上述べたように音声信号入力時には，音声信号の非定常性のために，高速カルマンフィルタを用いるエコーキャンセラにおいても打消量の増加

は一定でなく，入力音声信号に依存している。そのため，高速カルマンフィルタを用いるエコーキャンセラの実音声入力時の特性の検討には，学習同定法を用いるエコーキャンセラの場合と同様に，複数の音声信号入力に対する平均的な評価が必要となる。そのため，ここでは男声４女声４の音声サンプルより切り出した１６サンプルの音声信号により得られたエコー打消特性の結果を表3.2に示す。なお，エコーパスとしては図3.2に示した例以外に比較的継続時間の短い他の２例を併せて用いた。評価関数は，ERLE，NORM共に入力信号と回線雑音とのSN比およびエコーパス損失EPLの影響を加法的に受けるので，その影響を除いた値ERLE−（SN−EPL）及びNORM−（SN−EPL）を用い，又，一定時間経過後の到達値を示す定常特性は収束開始時より５００$m$secから１secまでの間の平均値を用いた。一方，収束速度としては定常特性として用いた値の９０％値に最初に達するまでの過渡区間で誤差を１ dB減少させるのに要する平均時間を用いた。なお，学習同定法ではステップゲインが$0<\alpha<2$の範囲で収束が保証されているが，表3.2では理論上収束が最も速い$\alpha=1$の場合のシミュレーション結果を記載している。

この結果，高速カルマンフィルタを用いるエコーキャンセラは学習同定法を用いるものに比して，定常特性においてはERLEで約２０dB，NORMで約１０dB平均的に向上し，収束速度についてはNORMで約５倍

表3.2　実音声入力時のエコー打消特性の比較

アルゴリズム	定常特性（dB）		収束速度（ms/dB）	
	ERLE+EPL−SN	NORM+EPL−SN	ERLE	NORM
高速カルマンフィルタ	4.0～36.7 Av. 23.1	−10.0～3.7 Av. −4.6	1.7～7.9 Av. 4.7	12.0～70.4 Av. 32.2
学習同定法	−11.2～14.1 Av. 3.3	−17.3～−6.3 Av. −15.7	2.1～10.8 Av. 4.8	35.6～240.8 Av. 158.2

（EPL：エコーパス損失）

向上しており，高速カルマンフィルタはエコーキャンセラの性能を従来のものより格段に向上し得ることを示している。なお，ERLEでみた収束速度はあまり改善されていないが，これは3.3で述べたようにERLEパラメータ誤差を入力信号の共分散行列で重み付けた指標であるため，入力信号が相関性を有する場合一般にNORMの値より大きくなり，両アルゴリズムのERLEによる収束速度の差はNORMによる収束速度の差より小さく現れることによる。

3.5 考　察

以上の検討及びシミュレーション結果により，高速カルマンフィルタを用いるエコーキャンセラの特徴として，次の点が明らかとなった。

(1) 入力信号の共分散行列を陽に用いないため，演算量が従来のカルマンフィルタアルゴリズムを用いる場合に比して極めて少ない。

(2) 打消誤差は，学習同定法と異なり入力信号の相関性の影響を受けず，音声信号入力時にも白色雑音入力の場合とほとんど同様の値を示す。更に，打消量そのものは学習同定法を用いる場合に比して格段に優れている。

(3) パラメータ誤差の収束速度については音声信号入力時は白色雑音入力時より低下する。しかし，音声信号入力時においても，学習同定法を用いる場合よりは平均5倍程度向上している。

(4) 高速カルマンフィルタを用いるエコーキャンセラにおいても，有声音が入力される場合には打消誤差は急激に減少するのに対しパラメータ誤差は余り減少しない。一方，無声音が入力される場合はパラメータそのものが急激に減少するという傾向を示す。

高速カルマンフィルタを用いてエコーパスのインパルス応答を求めること，すなわちエコーパスを定常とみなしてカルマンフィルタを適用することは，最小二乗法によるパラメータ推定を逐次計算式で行うことと等価である[27]。このため，雑音 $n(t)$ が白色雑音である限り，高速カルマンフィルタにより求められる推定量は有効推定量となる。従って，有声音が入力さ

れる場合に高速カルマンフィルタによってもパラメータ誤差が余り減少しないのは，4.2で詳述するように，入力信号自体の性質によるものであり，他の逐次推定アルゴリズムを用いてもパラメータ誤差の一層の減少は図れない。従って，逆に無声音入力時に収束速度を改善し得る逐次推定アルゴリズムが存在すれば，有声音入力時にはパラメータ誤差をほとんど減少させなくとも，音声信号入力の場合の逐次推定アルゴリズムとして有用な性質を有していることになる。

高速カルマンフィルタアルゴリズムをエコーキャンセラに適用するに際し，$R_W=0$ すなわちエコーパス特性の時不変性の仮定を設けた。実際，ほとんどのエコーパスは通常の会話の時間内において，時不変性を満足する。しかし，ごく一部のエコーパスにおいては，構内電話機間の転送による変動以外に，6.5で詳述するような変復調周波数のずれに基因するフェーズロール現象が有り，このために時変動性を示す場合がある。従って，高速カルマンフィルタの適用に当っては，過去の時刻の誤差の重みづけは小さくするとか，入力音声信号がとぎれた場合はカルマンゲインの値を初期値に設定し，入力音声が入力された時に再度演算を開始する等の考慮が必要となる場合も存在する。

3.6 むすび

本章では，高速カルマンフィルタを用いるエコーキャンセラの特性について検討し，従来の学習同定法を用いる方式より格段に収束速度・定常状態での打消量共に優れていることを示した。更に，音声信号の短時間特性の違いによる収束速度の差異について検討し，高速カルマンフィルタを用いた場合でも，有声音入力時には出力誤差は減少するが，パラメータ誤差は余り減少しないことを明らかにした。

4. 線形予測形アルゴリズム

本章では，エコーキャンセラの線形予測形アルゴリズムについて述べている。線形予測形アルゴリズムでは，音声信号が白色雑音を入力源とする自己回帰モデルの出力信号としてモデル化できることに着目し，受信音声信号から白色化された残差信号を生成し，その残差信号を用いてエコーパスのインパルス応答を推定する。実音声を用いたシミュレーションにより，線形予測形アルゴリズムは学習同定法に比して平均として約3倍程度の収束速度を示すことが確認された。

4.1 はじめに

エコーキャンセラにおいて，入力信号の自己相関性に依存せず高速収束を示す逐次推定アルゴリズムとして，カルマンフィルタアルゴリズムおよび高速カルマンフィルタアルゴリズムを適用する方法が検討されている[17][42]。カルマンフィルタを用いるエコーキャンセラはエコー打消特性は非常に良好であるが，学習同定法に比して所要メモリ量や演算量が極めて大きくなる。また，高速カルマンフィルタを用いるエコーキャンセラは，カルマンフィルタを用いる場合よりは格段に演算量が少なく，学習同定法の約3～5倍程度で済むが，エコーパスの時変動性に対するトラッキング特性に問題がある。更に，3章で述べたように，カルマンフィルタを用いる場合でも有声音が入力される場合はパラメータ誤差はほとんど減少しない。このため，無声音入力時のパラメータ誤差の収束速度が良好であれば，音声信号を入力信号とする逐次推定アルゴリズムとしては十分有効であることになる。

本章は，以上に述べたことから無声音入力時に急激なパラメータ誤差の減少を可能とする逐次推定アルゴリズムである線形予測形アルゴリズムについて述べている。まず，4.2では音声信号の性質及び音声生成モデルについて紹介し，4.3では音声生成モデルを基本に作られた線形予測形アルゴリズムについて述べる。4.4ではシミュレーション実験により得られた

線形予測形アルゴリズムの特性について説明すると共に，線形予測次数等の各種パラメータの影響等について述べる。更に，4.5では線形予測形アルゴリズムに関する検討及びシミュレーションに基づく考察について述べている。

4.2 音声信号のモデル化[44][47]

音声は，声帯や声道等の音声器官がさまざまな調音形態をとることによって生成される。すなわち，肺から送り出された空気流によって，声帯，あるいは口腔内に作られたせばめの位置において，周期的，あるいは乱流性の空気振動が生ずる。これが音源となって声帯より上部位にある音声器官である声道の形によって決まる音響伝達特性により，音源の周波数成分が選択的に共鳴して，音声が生成される。

この音声生成過程は，声帯の代りにパルス発生器などの周期音源を，口腔内のせばめによる乱流音源の代りに白色雑音発生器などの雑音源を用い，これらの音源出力を，声帯の音響伝達特性に相似の特性をもつフィルタによって選択的に周波数強調することにより模倣することができる。この関係を示したのが図4.1であり，一般に音声生成モデルと呼ばれる[47]。図4.1の音声生成モデルの内，パルス発生器を用いる周期音源を用いて生成されるものが有声音であり，逆に無声音は白色雑音発生器などの乱流雑音源を用いて生成される。

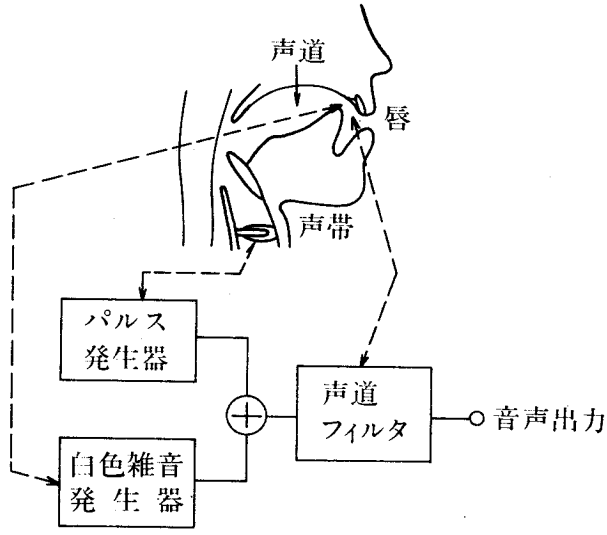


図 4.1　音声生成モデル

有声音はパルス発生器を信号源とする場合に対応し，無声音は白色雑音発生器を信号源とする場合に相当する。

実際の音声信号から声帯の音響伝達特性を模擬するフィルタ特性を決定する手法とし

ては，以下に述べる線形予測分析法が一般に用いられる。

今，音声信号の現時点の標本値 x_j と，これに先行するm個の標本値 $x_{j-1}, x_{j-2}, \cdots, x_{j-m}$ との間に次の線形結合関係が成り立つと仮定する。

$$x_j - (a_1 x_{j-1} + a_2 x_{j-2} + \cdots + a_m x_{j-m}) = \tilde{x}_j \qquad (4\cdot1)$$

ここで，a_i（$i=1, 2, \cdots, m$）は線形予測係数，$\tilde{x}_j$ はこの線形モデルの音源入力信号で，平たんな周波数スペクトルの信号すなわち白色雑音である。

過去の標本値による線形予測値を $\hat{x}_j$ で表すと，

$$\hat{x}_j = \sum_{i=1}^{m} a_i x_{j-i} \qquad (4\cdot2)$$

であり，式（4・2）を用いると式（4・1）は，

$$x_j - \hat{x}_j = \tilde{x}_j \qquad (4\cdot3)$$

となる。

式（4・3）を変換して，線形モデルの伝達関数H(z)を求めると，

$$H(z) = \frac{\sigma}{1 - \sum_{i=1}^{m} a_i z^{-i}} \qquad (4\cdot4)$$

ただし，$\sigma^2 = E[\tilde{x}_j^2]$。

このH(z)に対応する電力スペクトル $P(\omega)$ は，

$$P(\omega) = \frac{1}{2\pi} \frac{\sigma^2}{\left| 1 - \sum_{i=1}^{m} a_i z^{-i} \right|^2} \qquad (4\cdot5)$$

となる。ここで，$z = e^{j\omega}$（$-\pi \leq \omega \leq \pi$）である。すなわち，式（4・1）で定義した線形モデル，すなわち自己回帰形（Auto-Regressive）モデルの周波数スペクトルは，零点をもたない全極形有理スペクトルとなる。なお，次数mは音声信号処理においては通常8～12に設定される[44]。

次に，式（4・1）の係数 a_i は，$\tilde{x}_j$ が白色雑音であることから，式(4・3)

の予測残差信号$\tilde{x}_j$の2乗平均値

$$E_L = \frac{1}{L}\sum_{j=1}^{L}\left(x_j - \sum_{i=1}^{m} a_i x_{j-i}\right)^2 \qquad (4\cdot 6)$$

を最小にするように定める。すなわち，最小化条件は

$$\frac{\partial E_L}{\partial a_i} = \frac{2}{L}\sum_{j=1}^{L}\left(x_j - \sum_{l=1}^{m} a_l x_{j-l}\right)(-x_{j-i}) = 0 \qquad (4\cdot 7)$$

$$(i=1,2,\cdots,m)$$

となる。今，

$$R_{il} = \frac{1}{L}\sum_{j=1}^{L} x_{j-i}\, x_{j-l} \qquad (4\cdot 8)$$

とおくと，式(4・7)は

$$\sum_{l=1}^{m} R_{il}\, a_l = R_{i0} \qquad (i=1,2,\cdots,m) \qquad (4\cdot 9)$$

すなわち，

$$\begin{bmatrix} R_{11}, & R_{12}, \cdots\cdots, & R_{1m} \\ R_{21}, & R_{22}, \cdots\cdots, & R_{2m} \\ \vdots & \vdots & \vdots \\ R_{m1}, & R_{m2}, \cdots\cdots, & R_{mm} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} a_1 \\ a_2 \\ \vdots \\ a_m \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} R_{10} \\ R_{20} \\ \vdots \\ R_{m0} \end{bmatrix} \qquad (4\cdot 10)$$

となる。式(4・10)を満足するa_i($i=1,2,\cdots,m$)はLevinsonのアルゴリズム[48]を用いて求めることができる。

更に，x_jが定常であり，Lがmに比して十分大きい場合には,式(4・9)のR_{il}は差$|i-l|$のみに関係するとみなすことができ，式(4・9)は

$$\sum_{n=1}^{m} R_{n-1}\, a_n = R_n \qquad (4\cdot 10)$$

すなわち，

$$\begin{bmatrix} R_0 & , R_1 & , \cdots\cdots, R_{m-1} \\ R_1 & , R_0 & , \cdots\cdots, R_{m-2} \\ \vdots & \vdots & \ddots \quad \vdots \\ R_{m-1}, & R_{m-2}, & \cdots\cdots, R_0 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} a_1 \\ a_2 \\ \vdots \\ a_m \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} R_1 \\ R_2 \\ \vdots \\ R_m \end{bmatrix} \qquad (4\cdot 11)$$

となる。式(4・11)を満足する a_i ($i=1, 2, \cdots, m$) はDurbinのアルゴリズム[49]を用いて求めることができる。Durbinのアルゴリズムは右辺のベクトルの一部が左辺のマトリックスの一部として含まれていることを利用することにより，Levinsonのアルゴリズムより演算量,メモリ量を減少し得る。すなわち，Levinsonのアルゴリズムの乗除量が $2m^2+0(m)$ であるのに対し，Durbinのアルゴリズムでは乗除量が $m^2+0(m)$ で済む。一般にガウスの消去法を用いて a_i ($i=1, 2, \cdots, m$) を求める乗除量が $m^3/2+0(m^2)$ であることを考えれば，これらのアルゴリズムは極めて効率の良いことがわかる。

なお，Durbinのアルゴリズムは

$$\begin{aligned} E^{(0)} &= R_0 \\ a_1^{(1)} &= R_1 / E^{(0)} \\ E^{(1)} &= E^{(0)} \left[1-(a_1^{(1)})^2 \right] \end{aligned} \qquad (4\cdot 12)$$

を初期条件として，漸化式

$$\begin{aligned} a_i^{(i)} &= \frac{R_i - \sum_{j=1}^{i-1} a_j^{(i-1)} R_{i-j}}{E^{(i-1)}} \\ a_j^{(i)} &= a_j^{(i-1)} - a_i^{(i)} a_{i-j}^{(i-1)} \qquad j=1, 2, \cdots, i-1 \\ E^{(i)} &= E^{(i-1)} \left[1-(a_i^{(i)})^2 \right] \qquad i=2, 3, \cdots, m \end{aligned} \qquad (4\cdot 13)$$

で表される。ここで，$a_i = a_i^{(m)}$ ($i=1, 2, \cdots, m$) である。

なお，$a_i^{(i)}$（$i=1, 2\cdots, m$）が偏自己相関係数であり，$0 < a_i^{(i)} < 1$（$i=1, 2, \cdots, m$）の場合，自己回帰モデルの出力

$$\hat{x}_j = \sum_{i=1}^{m} a_i \hat{x}_{j-i} + \tilde{x}_j$$

は安定となる。

4.3 線形予測形アルゴリズム[50]

音声信号，特に無声音は白色雑音を入力源とする自己回帰モデルの出力信号として表すことができ，予測残差信号は白色雑音とみなすことができる。一方，3章で述べたように，音声信号を入力信号とする逐次形パラメータ推定に於ては，有声音入力時には信号そのものの性質により，パラメータ誤差の減少はほとんど図り得ない。このため，無声音入力時にのみ着目し，入力音声信号の代りに予測残差信号を対象システムへの入力信号とすれば，学習同定法に基づきパラメータ推定を行っても収束速度の改善が可能であると考えられる。以上が線形予測形アルゴリズムの原理であり，次のように定式化される。

今，エコーパスのインパルス応答 $h(t)$ および受信信号 $x(t)$ を各々

$$\mathbf{h} = (h_1, h_2, \cdots, h_N)', \quad h_j = h(jT) \tag{4·14}$$

$$\mathbf{x}_j = (x_{j-1}, x_{j-2}, \cdots, x_{j-N})', \quad x_j = x(jT) \tag{4·15}$$

で表すと，時刻 jT におけるエコー y_j

$$y_j = \mathbf{h}' \mathbf{x}_j \tag{4·16}$$

で示され，また，送信側入力端子での観測値 z_j はエコー y_j に雑音 n_j が重畳しているとして

$$\begin{aligned} z_j &= y_j + n_j \\ &= \mathbf{h}' \mathbf{x}_j + n_j \end{aligned} \tag{4·17}$$

で示される。ここで，T はサンプル時間間隔を示し，$'$ はベクトルまたは行列の転置を示す。

ここで，エコーパスモデルへの入力信号として，x_j の代りに，式(4・3)に示される残差信号 $\tilde{x}_j$ を用いることとする。エコー y_j についても同一の予測係数 a_i ($i=1, 2, \cdots, m$) を用いて生成される残差信号を

$$\tilde{y}_j = y_j - \sum_{i=1}^{m} a_i y_{j-i} \tag{4・18}$$

で表わし，式(4・16)を式(4・18)に代入すると

$$\begin{aligned}\tilde{y}_j &= \mathbf{h}'\mathbf{x}_j - \sum_{i=1}^{m} a_i \mathbf{h}'\mathbf{x}_{j-i} \\ &= \mathbf{h}'(\mathbf{x}_j - \sum_{i=1}^{m} a_i \mathbf{x}_{j-i}) \\ &= \mathbf{h}'\tilde{\mathbf{x}}_j \end{aligned} \tag{4・19}$$

となり，線形性から $\tilde{x}_j$ と $\tilde{y}_j$ との間について，x_j と y_j との関係と同一の関係式が成立する。ただし，

$$\tilde{\mathbf{x}}_j = (\tilde{x}_{j-1}, \tilde{x}_{j-2}, \cdots, \tilde{x}_{j-N})' \tag{4・20}$$

そこで，音声信号 x_j の代りにその残差信号 $\tilde{x}_j$，エコー y_j の代りにその残差信号 $\tilde{y}_j$ を用いると，時刻 jT における $\mathbf{h}$ の推定量 $\hat{\mathbf{h}}_j$ は 学習同定法により次式のように表される。

$$\hat{\mathbf{h}}_{j+1} = \hat{\mathbf{h}}_j + \alpha \frac{\tilde{\mathbf{x}}_j \tilde{e}_j}{\|\tilde{\mathbf{x}}_j\|^2} \tag{4・21}$$

ただし，α は $0 < \alpha < 2$ なる定数，$\tilde{e}_j = \tilde{y}_j - \hat{\mathbf{h}}_j' \tilde{\mathbf{x}}_j$。

一方，擬似エコー $\hat{y}_j$ は，式(4・21)の推定値 $\hat{\mathbf{h}}_j$ を用いて

$$\hat{y}_j = \hat{\mathbf{h}}_j' \mathbf{x}_j \tag{4・22}$$

として求められる。

以上が線形予測形アルゴリズムの定式化であり，この関係を図4.2に示す。図中，線形フィルタ $G(z)$ は白色雑音 u_j を入力として音声信号を生成する自己回帰形モデルを表わしている。一方，線形フィルタ $F(z)$ は

$$F(z)=1-\sum_{i=1}^{m} a_i z^{-i} \qquad (4\cdot23)$$

で表されるパラメータ a_i（$i=1,2,\cdots,m$）が可変なフィルタである，線形フィルタ $F(z)$ のパラメータ a_i（$i=1,2,\cdots,m$）が線形フィルタ $G(z)$ のパラメータと等価であれば，残差信号 $\tilde{x}_j$ は白色雑音となり，エコーパスモデル $\hat{\mathbf{h}}_j$ の収束速度は，x_j そのものを用いる場合より改善される。

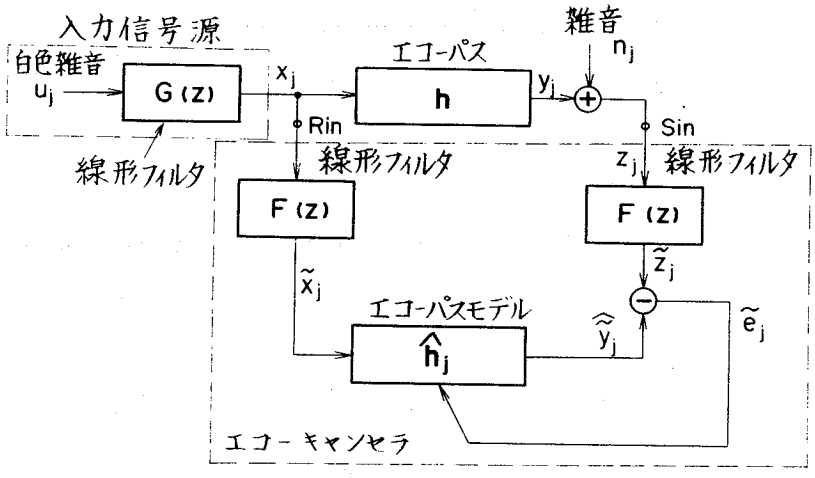


図 4.2　線形予測形アルゴリズムの原理の説明図

線形フィルタ $F(z)$ のパラメータ a_i（$i=1,2,\cdots,m$）すなわち式（4・3）及び式（4・18）中の予測係数 a_i（$i=1,2,\cdots,m$）については，4.2で示したDurbinの方法により定常とみなす区間Lサンプル毎に求められる。エコーキャンセラの場合，原理的には図4.3のタイムチャートに示すように，音声信号が定常であるとみなす区間Lをインパルス応答モデルの次数Nと同一に設定し，新たな受信音声信号 x_j が入力される毎に予測係数 a_i（$i=1,2,\cdots,m$）を更新し，これを用いて残差信号ベクトル $\tilde{\mathbf{x}}_j$ を更新するのが最良であるが，演算量が増大する欠点がある。そこで，図4.4のタイムチャートに示すように，定常とみなす区間の長さLをNより大きく設定し，予測係数 a_i（$i=1,2,\cdots,m$）を求めるのにその区間の一部のデータを用い，長さLサンプルの区間の間予測係数 a_i（$i=1,2,\cdots,m$）を一定に保って残差信号 $\tilde{x}_j$ を求める簡略化構成が考えられる。簡略化構

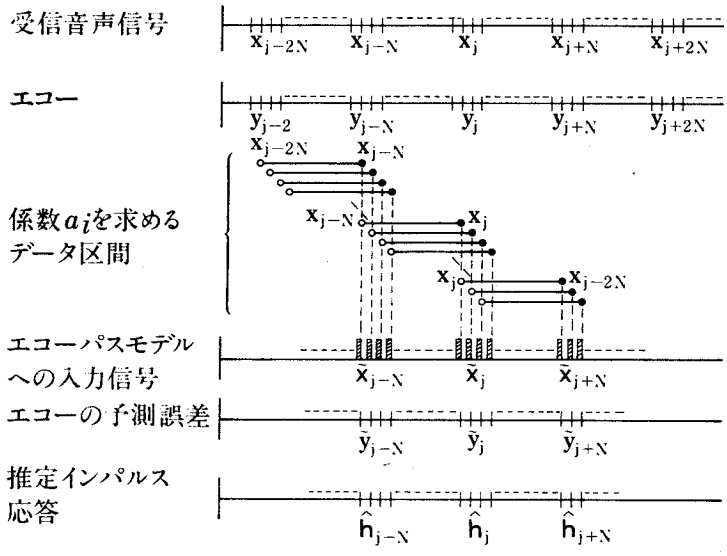


図 4. 3　線形予測形アルゴリズムのタイムチャート（基本的な構成の場合）

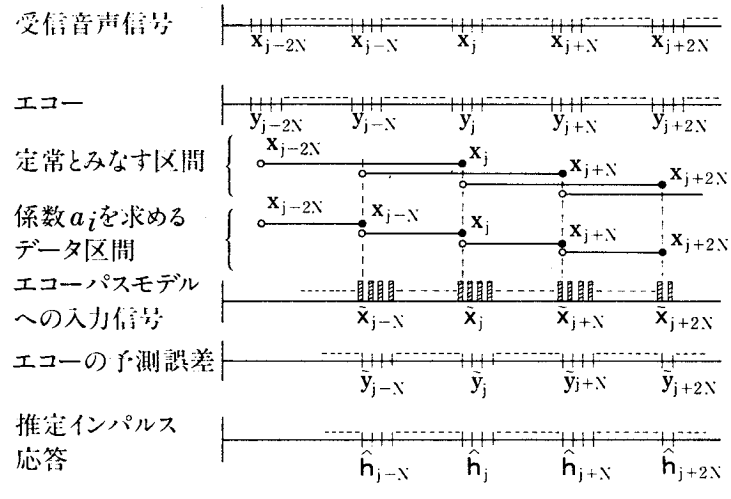


図 4. 4　線形予測形アルゴリズムのタイムチャート（簡略化構成の場合）

成の場合，基本的な構成を採用する場合より演算量は大きく減少するが，定常とみなす区間の長さLを長く採ること及び定常とみなす区間の一部のデータを用いて予測係数 a_i（$i=1, 2, \cdots, m$）を求めるため，基本的な構成を用いる場合より収束速度は低下する。しかし，次節のシミュレーション結果に

示されるように，学習同定法より収束速度はかなり改善されている。

図4.5に線形予測形アルゴリズムを用いるエコーキャンセラの構成を示す。図中，Hおよび$\tilde{X}$は各々インパルス応答の推定値および入力信号の残差信号を蓄積するレジスタを示す。LPは予測係数a_i（$i=1, 2, \cdots, m$）を求める線形予測器，TDLは入力信号およびエコーの線形予測値$\sum_{i=1}^{m} a_i x_{j-i}$，$\sum_{i=1}^{m} a_i y_{j-i}$を作成するタップ付き遅延線，$CP_1$および$CP_2$は各々$\hat{\mathbf{h}}_j' \tilde{\mathbf{x}}_j$および$\hat{\mathbf{h}}_j' \mathbf{x}_j$を作成するたたみ込み演算器である。

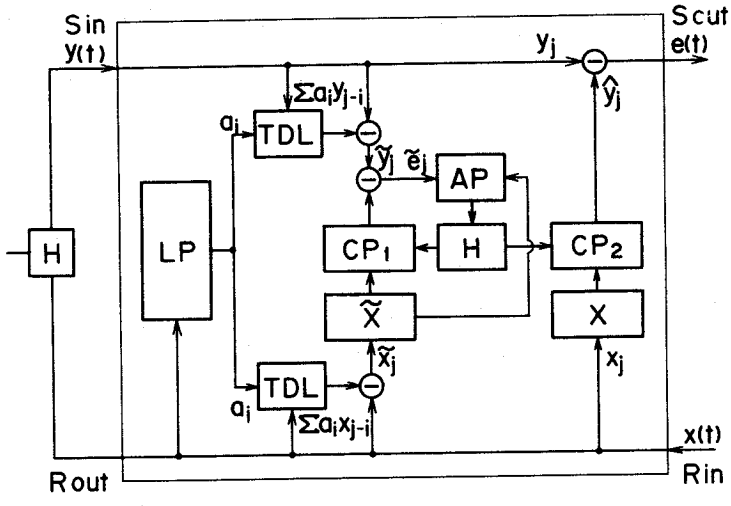


図4.5　線形予測形エコーキャンセラの構成図

LP：線形予測器，TDL：タップ重み付き遅延線
CP：たたみ込み演算器，X：Xレジスタ
$\tilde{X}$　：$\tilde{X}$レジスタ，H：Hレジスタ
AP：インパルス応答モデル修正器

なお，擬似エコー$\hat{y}_j$を作成するのに，式（4・22）の代りに，以下に示す再帰形構成，すなわち

$$\hat{y}_j = \sum_{i=1}^{m} a_i \hat{y}_{j-i} + \hat{\mathbf{h}}_j' \tilde{\mathbf{x}}_j \qquad (4\cdot 24)$$

を用いる方式も考えられる[51]。再帰形構成を採用すれば，演算量は減少するが，過去の推定値$\hat{y}_{j-i}$を用いるため，過渡状態での擬似エコーの推定精度は，式（4・22）を用いる場合より劣化する。又，再帰形構成に特有の

問題である安定化及びリミットサイクル等に対する対策が必要となる。

4.4　シミュレーション実験

線形予測形アルゴリズムを用いるエコーキャンセラの特性について検討を行うため，シミュレーション実験を行った。エコーパスのインパルス応答の一例として，図4.6に示すような波形を用いた。3.4と同様にインパルス応答モデルの次数Nは２００とし，また評価関数としては，3.4で記述したものと同一の関数を用いた。

図4.7に示すような音声信号を入力し，図4.3に示したように定常とみす区間LをNに等しく設定した場合のERLEおよびNORMを，各々図4.8(a)および(b)に示す。ただし，収束速度を示すため以下すべて回線雑音n_j

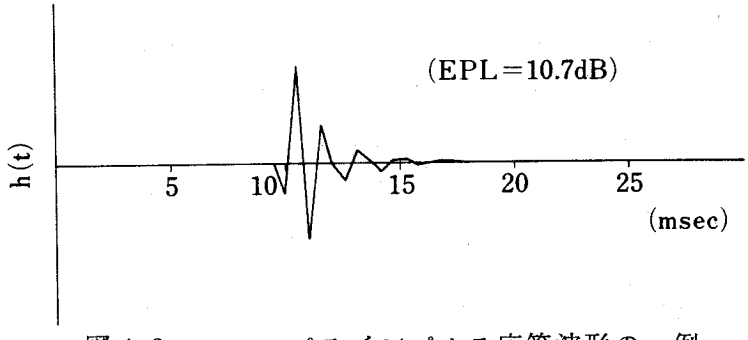


図4.6　エコーパスインパルス応答波形の一例

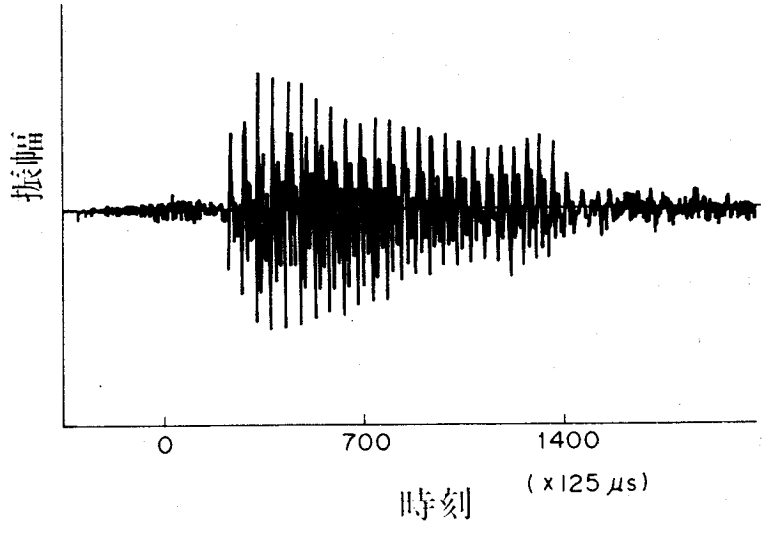
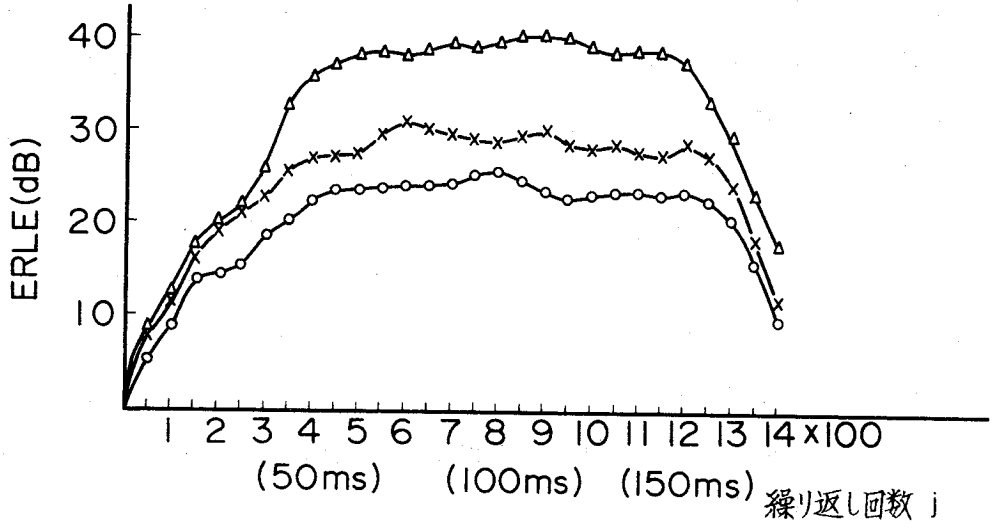
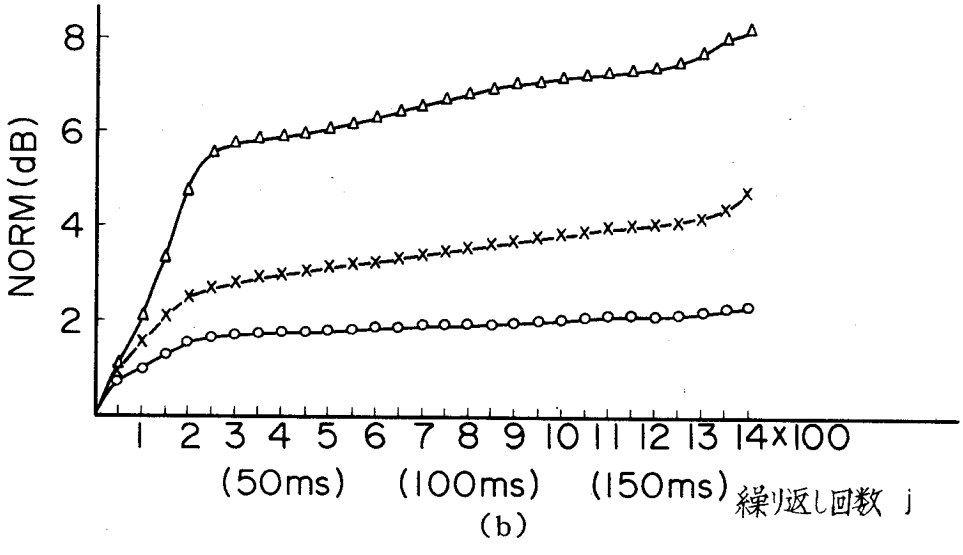


図4.7　受信音声信号の一例



(a)



(b)

図 4. 8　収束特性についてのシミュレーション結果

○——○：　0 次線形予測（学習同定法）
×——×：　1 次線形予測
△——△：16 次線形予測

は零に設定している。また，ステップゲインαは全ての場合について，収束速度が最高となる$\alpha=1$に設定している。

図より明らかなように，受信音声信号に対して線形予測を行い，予測残差信号を入力信号とみなしてエコーパスの推定を行う線形予測形アルゴリズムは，予測次数m＝1およびm＝16の場合共に，学習同定法に比して優れた収束速度を示している。

図4.9に，次数mを変化させた場合の収束速度の違いを示す。入力音声信号としては，男声4女声4の音声サンプルより切り出した16個の音声信号サンプルを用い，収束開始後300msec後の平均値を評価値とした。また，定常とみなす区間Lは400とした。図より明らかなように，線形予測の次数mを高くすると一般に収束速度は向上するが，次数を高くすることによる改善はほぼ5次程度で飽和し，学習同定法に比して2～3倍程度の収束速度を示す。

通常の音声信号処理では，前述したように予測次数mは8～12程度に設定するが，その際定常とみなす区間LはL＝200程度に設定される。

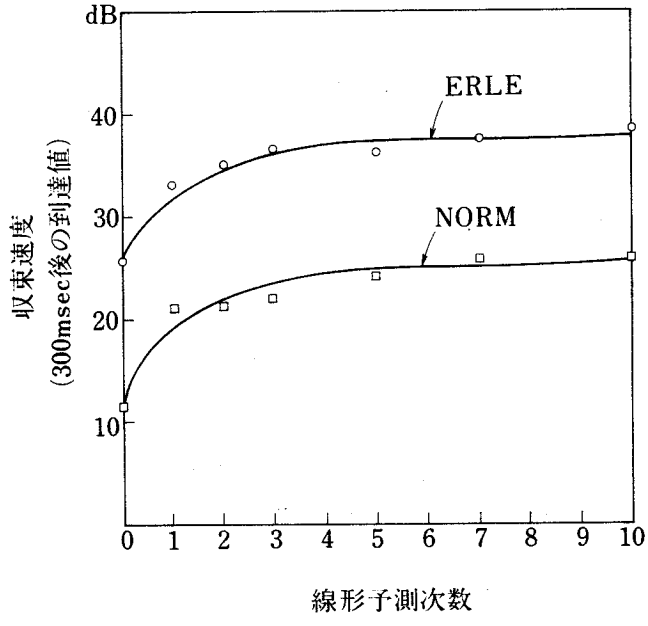


図4.9　線形予測次数の変化に対するERLEおよびNORMで示される収束速度の変化

（定常とみなす区間の長さL＝400）

しかし，線形予測形アルゴリズムを用いたエコーキャンセラでは$L \geqq N$でなければならず，またNは通常３２０程度に設定されることから，予測次数mを５次以上にしても残差成分の無相関化の程度は向上せず，その結果収束速度は改善されないと考えられる。

次に，定常とみなす区間の長さLを変化させた場合の結果を図4.10に示す。線形予測の次数mが小さい場合は，Lの値を大きくしても収束速度は余り変化しないが，次数mが大きい場合はLの値が大きいと収束速度が低下する傾向にある。これは，音声信号を定常な自己回帰モデルの出力信号と仮定したのに対し，実際の音声信号は準定常信号であるため，定常とみなす区間Lの値を大きくするほど，線形予測係数a_i（$i=1, 2, \cdots, m$）の値は最適値からずれ，その結果残差信号$\tilde{x}_j$と$\tilde{x}_l$（$j \neq l$）との間に相関性が残るためである。

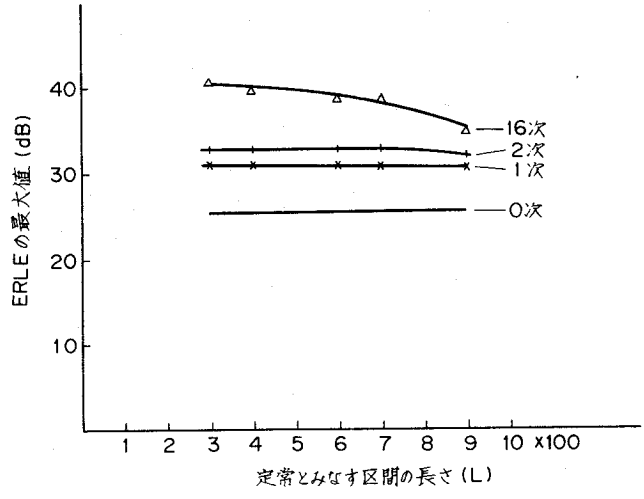


図4.10　定常とみなす区間の長さLの変化に対する収束速度の変化

続いて，有声音入力時と無声音入力時との特性の違いを示す一例として，図4.11に示すような音声信号を入力した場合のERLE及びNORMの時間的変化を図4.12の(a)及び(b)に示す。図4.11に示される音声波形の中で，区間B（0～1300）は有声音区間であり，区間A（1300～2000）は無声音区間である。図4.12より明らかなように，線形予測形アルゴリズムは，無声音が入力される場合にパラメータ誤差が急激に減少する。こ

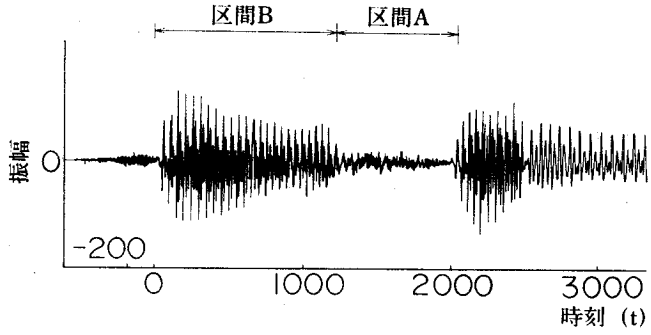
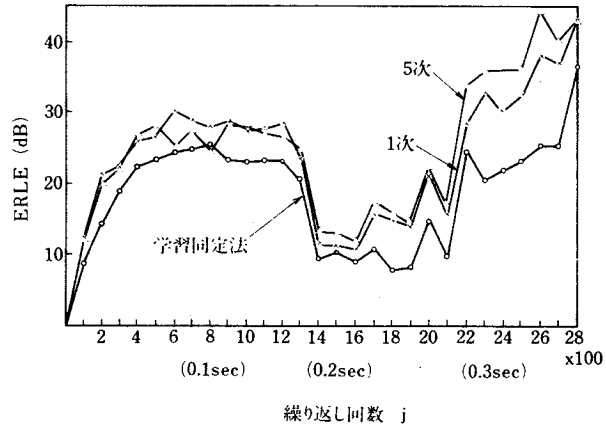
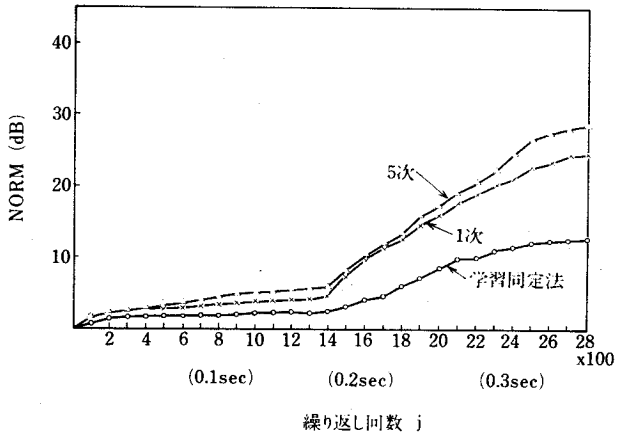


図 4.11　入力音声信号波形の一例

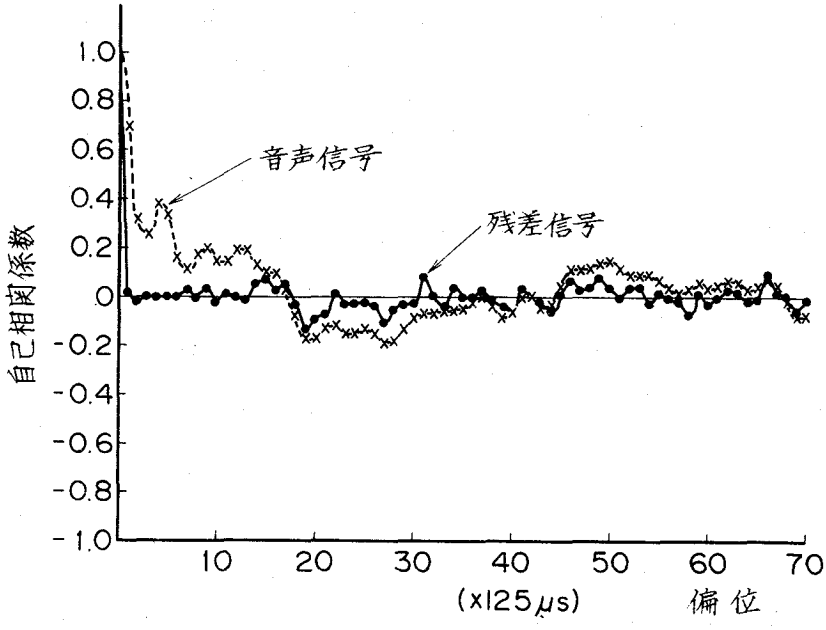


(a)

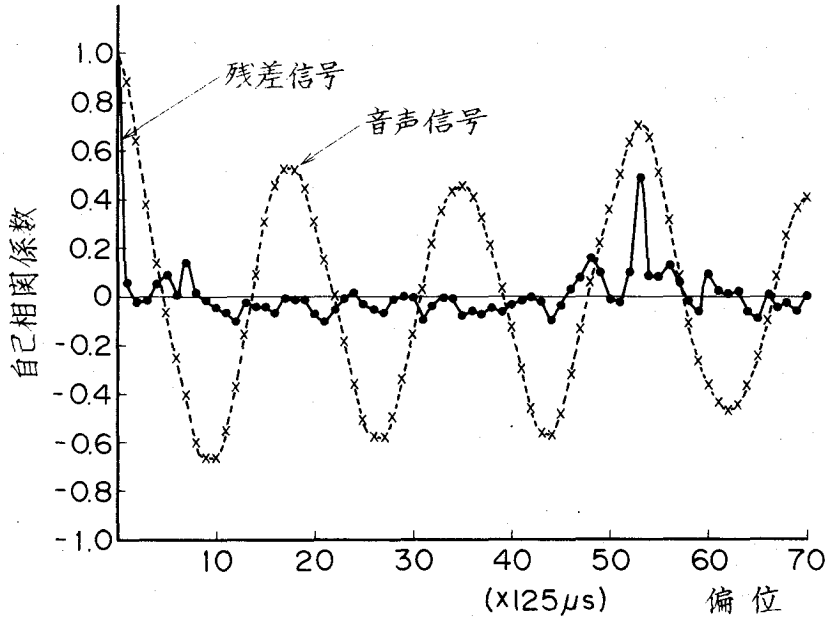


(b)

図 4.12　ERLE と NORMの時間的変化



(a) 区間A



(b) 区間B

図 4.13　区間A及び区間Bの区間の音声信号の自己相関係数

れに対し，有声音が入力される場合には線形予測形アルゴリズムを用いても学習同定法と同様，パラメータ誤差はほとんど減少しない。これは，図4.13の自己相関係数に端的に示されるように，無声音入力の場合，その残差信号はほとんど白色化されるのに対し，有声音入力の場合は，残差信号にも周期性が保存され，白色化されないためである。なお，3章で示したように，有声音入力時には高速カルマンフィルタ，すなわち逐次形最小二乗法を用いてもパラメータ誤差はほとんど減少しないことから明らかなように，線形予測形アルゴリズムを用いた場合において有声音入力時にパラメータ誤差が減少しないことは，入力音声信号の性質そのものによるものであり，線形予測形アルゴリズム特有の問題ではない。

4.5 考　察

以上述べた検討及びシミュレーションの結果，次の点が明らかとなった。

(1) 受信音声信号の無相関化の手段として受信音声信号の線形予測を行い，残差信号をエコーパスモデルへの入力信号とみなして学習同定法を用いてエコーパスの推定を行う線形予測形アルゴリズムは，従来の学習同定法そのものを用いる方式より，音声信号入力時に約2～3倍程度の収束速度の改善を示す。

(2) 線形予測形アルゴリズムでは線形予測の次数mを高くすると一般に収束速度は改善されるが，収束速度の改善効果はほぼ5次程度の次数で飽和する。

(3) 線形予測形アルゴリズムでは，信号x_j及びy_jの代りに各々の残差信号を用いてエコーパスの推定を行うため，$\tilde{x}_j$及び$\tilde{y}_j$の作成と$\hat{\tilde{y}}_j=\hat{\mathbf{h}}_j'\tilde{\mathbf{x}}_j$の作成という処理が必要となる。このため，両アルゴリズムの演算量の比較を，乗算と割算の演算量で行う。まず，エコーパスモデルの次数をNとすると，学習同定法では2Nの乗算が必要である。これに対し，線形予測形アルゴリズムでは，式(4・21)の処理に2N回，式(4・22)の処理にN回を必要とし，更に定常とみなす区間の長さL＝2Nとおくと，2Nサンプル毎に (i)R_iおよびa_i($i=1,2,\cdots,m$)を算出するのに各

々Nm回およびm^2+0 (m) 回，(ii)$\tilde{x}_j$及び$\tilde{y}_j$の算出に各々2Nm及びNm回となる。従って，例えばN＝320，m＝5とすると，学習同定法に比して線形予測形アルゴリズムの演算量の増加は約50％で済むことになる。

線形予測形アルゴリズムでは，回線雑音等の外乱が存在する場合には，付録A－3に示すように，学習同定法よりパラメータ誤差は増大する。これは，式(4・3)，(4・18)及び(4・21)より明らかなように，線形予測形アルゴリズムでは

$$y_j - \sum_{i=1}^{m} a_i y_{j-i} = \mathbf{h}' \tilde{\mathbf{x}}_j \tag{4・25}$$

で対象システムを定式化し，

$$\tilde{e}_j = \left(y_j - \sum_{i=1}^{m} a_i y_{j-i} \right) - \hat{\mathbf{h}}'_j \tilde{\mathbf{x}}_j + \left(n_j - \sum_{i=1}^{m} a_i n_{j-i} \right)$$

$$= e_j - \sum_{i=1}^{m} a_i e_{j-i}^{*} \tag{4・26}$$

ただし，$e_j = y_j + n_j - \hat{\mathbf{h}}'_j \tilde{\mathbf{x}}_j$

$$e_{j-i}^{*} = y_{j-i} + n_{j-i} - \hat{\mathbf{h}}'_j \tilde{\mathbf{x}}_{j-i}$$

で表わされる現時点での推定値に基づく出力誤差の重みづけ移動平均値，すなわち一種の式誤差（以下，簡単のために式誤差と略称する）の2乗和を最小にする評価基準を用いているためである。もちろん一般のパルス伝達関数を推定する際の式誤差モデルとは異なり，入力信号$\tilde{x}_j$と雑音n_jとは無相関であるとの仮定が成立し，推定量$\hat{\mathbf{h}}_j$は不偏性を満たす。しかし，誤差$\tilde{e}_j$を用いるため，一般に雑音が存在する場合にパラメータ誤差が増大する以外に，フィルタとしての応用については出力誤差e_jの算出のため，式(4・22)あるいは式(4・24)により推定出力$\hat{y}_j$を新たに算出する必要がある。

このため，雑音が存在する場合のパラメータ誤差を減少させ，かつ演算量を減少させるための一手段として，式(4・21)において誤差

$\tilde{e}_j = \tilde{y}_j - \hat{\mathbf{h}}'_j \tilde{\mathbf{x}}_j$ の代りに $e_j = y_j - \hat{\mathbf{h}}'_j \mathbf{x}_j$ を用いる方法が考えられる[52]。すなわち，式（4・21）で示されるアルゴリズムは，雑音 n_j が存在しない場合，パラメータ誤差

$$\triangle \mathbf{h}_j = \mathbf{h} - \hat{\mathbf{h}}_j$$

を用いて，次式のように表わされることから，

$$\hat{\mathbf{h}}_{j+1} = \hat{\mathbf{h}}_j + \alpha \frac{\tilde{\mathbf{x}}_j \tilde{\mathbf{x}}'_j}{\|\tilde{\mathbf{x}}_j\|^2} \triangle \mathbf{h}_j \qquad (4\cdot27)$$

ここで

$$\tilde{\mathbf{x}}'_j \mathbf{x}_{j-i} = 0 \qquad (i=1,2,\cdots,m) \qquad (4\cdot28)$$

が成立すれば，付録A－4に示すように，$\alpha = 1$ の時

$$\hat{\mathbf{h}}_{j+1} = \hat{\mathbf{h}}_j + \frac{\tilde{\mathbf{x}}_j e_j}{\|\tilde{\mathbf{x}}_j\|^2} \qquad (4\cdot29)$$

と等価となり，式誤差 $\tilde{e}_j$ の代りに実誤差 e_j を用いた実誤差モデル表現となる。

式（4・28）が成立する条件は，

$$\mathbf{x}'_{j-i}\left(\mathbf{x}_j - \sum_{k=1}^{m} a_k \mathbf{x}_{j-k}\right) = 0 \qquad (i=1,2,\cdots,m) \qquad (4\cdot30)$$

であるから，a_i（$i=1,2,\cdots,m$）が次式を満足すれば良い。

$$\begin{bmatrix} \mathbf{x}'_{j-i}\mathbf{x}_j \\ \mathbf{x}'_{j-2}\mathbf{x}_j \\ \vdots \\ \mathbf{x}'_{j-m}\mathbf{x}_j \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \mathbf{x}'_{j-1}\mathbf{x}_{j-1}, & \mathbf{x}'_{j-1}\mathbf{x}_{j-2}, & \cdots, & \mathbf{x}'_{j-1}\mathbf{x}_{j-m} \\ \mathbf{x}'_{j-2}\mathbf{x}_{j-1}, & \mathbf{x}'_{j-2}\mathbf{x}_{j-2}, & \cdots, & \mathbf{x}'_{j-2}\mathbf{x}_{j-m} \\ \vdots & \vdots & & \vdots \\ \mathbf{x}'_{j-m}\mathbf{x}_{j-1}, & \mathbf{x}'_{j-m}\mathbf{x}_{j-2}, & \cdots, & \mathbf{x}'_{j-m}\mathbf{x}_{j-m} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} a_1 \\ a_2 \\ \vdots \\ a_m \end{bmatrix} \qquad (4\cdot31)$$

式（4・31）は，式（4・6）を満足する a_i（$i=1,2,\cdots,m$）を求める場合の a_i に関する偏微分方程式である式（4・7）と形式的に同一となる。ただし，式（4・7）を満足する a_i（$i=1,2,\cdots,m$）を求める際には，4.2で

述べたように，定常エルゴード性の仮定及びN≫mの条件を設定し，Durbinのアルゴリズム[49]を用いたが，式（4・31）を満足するa_i（i=1，2，…，m）を求める際には定常性の仮定は成立し得ない。このため，式（4・31）を満足するa_i（i=1，2，…，m）を求めるためにはLevinsonのアルゴリズム[48]を使用することとなる。

エコーキャンセラにおける外乱としては定常な回線雑音以外に，極めてレベルの高く非定常な外乱である近端話者信号が有り，それによる双方向同時通話状態がある。このため，単に定常な雑音の影響を軽減するだけでなく，時間的な変化を示す雑音に対しても適当な収束速度と打消量を有するアルゴリズムが望ましい。この方式の一つとしてステップゲインを可変にすることが考えられる。この場合すなわちステップゲインが1以外の時は，式（4・21）と式（4・29）とは等価ではなく，式（4・29）の収束を保証するには

$$\tilde{e}_j e_j = \triangle \mathbf{h}'_j \tilde{\mathbf{x}}_j \mathbf{x}'_j \triangle \mathbf{h}_j \geqq 0$$

すなわち，行列$\tilde{\mathbf{x}}_j \mathbf{x}'_j$の正定符号性が必要となるが，これは一般には必ずしも満足されない。なお，式（4・29）で示されるアルゴリズムは，$\tilde{\mathbf{x}}_j$を求めるのにシミュットの直交化手法を用いる拡張された学習同定法[53]と形式上等価となる。

4.6 むすび

本章では，音声信号の生成モデルについて述べ，それに基づきエコーキャンセラの高速収束を可能とする方式である線形予測形アルゴリズムについて述べた。更に，線形予測形アルゴリズムのパラメータである予測次数等の影響について，シミュレーションにより検討を行い，一般に線形予側の次数mが高くなる程収束速度は改善されるが，m＝5程度で収束速度の改善効果は飽和すること，また，線形予測形アルゴリズムは学習同定法に比較すると，音声信号入力時に約2～3倍程度の収束速度を示すこと等を明らかにした。なお，線形予測形アルゴリズムは高速カルマンフィルタに比

較すると収束速度は若干劣るが，演算量は約1／3程度で済む。

5. 適応線形予測形アルゴリズム

線形予測形アルゴリズムでは，学習同定法と同様に，ステップゲインは一定となっており，収束速度と定常状態での打消量とを同時に向上させることは不可能である。本章では，線形予測形アルゴリズムのステップゲインを可変にして，収束速度と定常状態での打消量とを同時に向上させ得る適応線形予測形アルゴリズムについて述べている。適応線形予測形アルゴリズムでは，ステップゲインを雑音レベルの推定値及びパラメータ誤差の推定値をパラメータとして逐次決定する。実音声を用いたシミュレーションにより，適応線形予測形アルゴリズムはステップゲインを1に固定した学習同定法に比較して，約2倍の収束速度と約10dB高い打消量を示すことが明らかとなった。更に，適応線形予測形アルゴリズムは，双方向同時通話時にも安定な動作を保ち残留エコーの増加は生じないことが示された。

5.1 はじめに

音声信号入力時のエコーキャンセラの収束速度を改善させるために，筆者らは4章で述べたような線形予測形アルゴリズムを提案した。線形予測形アルゴリズムではステップゲインが固定であるため学習同定法同様，収束速度を改善させると雑音の影響を受け易くなり打消量が低下する等，収束速度と定常状態での打消量との間にトレードオフの関係が有り，両者を同時に向上させることは不可能である。特に，収束速度を向上させると，双方向同時通話時にモデルの修正を停止することにしても，双方向同時通話状態の検出までにパラメータ誤差が大幅に増大することになり，打消量が大きく低下する。

このため，受信入力信号とエコーパス上の雑音とのSN比に応じてステップゲインを変化させる手法が有効であると考えられる。受信入力信号のレベルに応じてステップゲインを変化させる方法はWehrmanにより提案されており[54]，この方法は線形予測形アルゴリズムにも適用可能である。しかし，この方法では回線雑音等の雑音は定常であると仮定しているため，

双方向同時通話時のように雑音レベルの増加によりSN比が劣化した場合にはうまく機能しない。

一方，Högeは2.2で示したように，雑音レベルおよびエコー信号レベルの推定値を用いてステップゲインを変化させる方法を提案している[15]。Högeの提案した方法は，収束速度，双方向同時通話時の特性共に優れているが，エコーパスの定常性を仮定しており，実際のエコーキャンセラにそのまま適用するのは困難である。

本章では，線形予測形アルゴリズムのステップゲインを，雑音レベルの推定量とエコーパスモデルのパラメータ誤差の推定量を用いて逐次変更することにより，収束速度と定常状態での打消量とを同時に向上させ得る適応線形予測形アルゴリズムについて記述している。

5.2では雑音が存在する場合の線形予測形アルゴリズムの最適ステップゲインについて述べ，更にその推定法について述べている。5.3では適応線形予測形アルゴリズムについて詳述し，5.4ではシミュレーション実験によりその特性について検討している。更に，5.5では適応線形予測形アルゴリズムに関する検討およびシミュレーションに基づく考察について記述する。

5.2 線形予測形アルゴリズムの最適ステップゲイン

時刻 jTにおける $\mathbf{h}$ の推定値を $\hat{\mathbf{h}}_j$ とすると，線形予測アルゴリズムは次式のようになる。

$$\hat{\mathbf{h}}_{j+1} = \hat{\mathbf{h}}_j + \alpha \frac{\tilde{\mathbf{x}}_j \tilde{e}_j}{\|\tilde{\mathbf{x}}_j\|^2} \qquad 0 < \alpha < 2 \tag{5・1}$$

ただし，$\tilde{\mathbf{x}}_j = (\tilde{x}_{j-1}, \tilde{x}_{j-2}, \cdots, \tilde{x}_{j-N})'$ および $\tilde{e}_j$ は各々

$$\tilde{x}_j = x_j - \sum_{i=1}^{m} a_i x_{j-i} \tag{5・2}$$

$$\tilde{e}_j = (z_j - \sum_{i=1}^{m} a_i z_{j-i}) - \hat{\mathbf{h}}'_j \tilde{\mathbf{x}}_j$$

$$= \tilde{z}_j - \hat{\mathbf{h}}'_j \tilde{\mathbf{x}}_j \qquad (5\cdot3)$$

で与えられる。なお，$\tilde{z}_j = z_j - \sum_{i=1}^{m} a_i z_{j-i}$。

時刻 jTにおける擬似エコー$\hat{y}_j$は，式(5・1)の$\hat{\mathbf{h}}_j$を用いて

$$\hat{y}_j = \hat{\mathbf{h}}'_j \mathbf{x}_j \qquad (5\cdot4)$$

で与えられる。

予測係数 a_i ($i=1,2,\cdots,m$)は，4章で述べたように，受信音声信号 x_j を白色雑音を入力信号とする自己回帰モデルの出力信号と仮定し，予測誤差(残差信号)の2乗和の平均

$$E_L = \frac{1}{L} \sum_{j=1}^{L} (x_j - \sum_{i=1}^{m} a_i x_{j-i})^2 \qquad (5\cdot5)$$

を最小にするように定める。

今，時刻 jTにおけるエコーパスモデルの推定誤差を

$$\triangle \mathbf{h}_j = \mathbf{h} - \hat{\mathbf{h}}_j \qquad (5\cdot6)$$

とおくと，式(5・1)より

$$\triangle \mathbf{h}_{j+1} = \triangle \mathbf{h}_j - \alpha \frac{\tilde{\mathbf{x}}_j}{\|\tilde{\mathbf{x}}_j\|^2} (\tilde{z}_j - \hat{\mathbf{h}}'_j \tilde{\mathbf{x}}_j)$$

$$= (I - \alpha \frac{\tilde{\mathbf{x}}_j \tilde{\mathbf{x}}'_j}{\|\tilde{\mathbf{x}}_j\|^2}) \triangle \mathbf{h}_j + \alpha \frac{\tilde{\mathbf{x}}_j}{\|\tilde{\mathbf{x}}_j\|^2} \tilde{n}_j \qquad (5\cdot7)$$

ただし，Iは単位行列を示し，$\tilde{n}_j$は

$$\tilde{n}_j = n_j - \sum_{i=1}^{m} a_i n_{j-i}。 \qquad (5\cdot8)$$

時刻 jTにおける推定誤差$\triangle \mathbf{h}_j$が時系列信号($\tilde{\mathbf{x}}_1, \tilde{\mathbf{x}}_2, \cdots, \tilde{\mathbf{x}}_{j-1}$)及び($\tilde{n}_1, \tilde{n}_2, \cdots, \tilde{n}_{j-1}$)を用いて式(5・1)に従って定まった後の$\|\triangle \mathbf{h}_{j+1}\|^2$

の期待値は，$\tilde{\mathbf{x}}_j$ および $\tilde{n}_j$ のみに依存する。従って，$\tilde{\mathbf{x}}_j$ および $\tilde{n}_j$ に関する $\|\triangle \mathbf{h}_{j+1}\|^2/\|\triangle \mathbf{h}_j\|^2$ の期待値は，$\tilde{x}_j$ が定常白色雑音であるという仮定を用いて，式(5・7)より

$$E\left[\frac{\|\triangle \mathbf{h}_{j+1}\|^2}{\|\triangle \mathbf{h}_j\|^2}\right]=\left(1-\frac{\alpha(2-\alpha)}{N}\right)+\alpha^2\frac{\sigma_{\tilde{n}}^2}{N\sigma_{\tilde{x}}^2}\cdot\frac{1}{\|\triangle \mathbf{h}_j\|^2}$$

$$=\frac{1}{N}\left(1+\frac{\sigma_{\tilde{n}}^2}{\sigma_{\tilde{x}}^2}\cdot\frac{1}{\|\triangle \mathbf{h}_j\|^2}\right)(\alpha-\alpha_j)^2+1-\frac{\|\triangle \mathbf{h}_j\|^2}{N\left(\|\triangle \mathbf{h}_j\|^2+\frac{\sigma_{\tilde{n}}^2}{\sigma_{\tilde{x}}^2}\right)} \tag{5・9}$$

となる。ここで，$E[\tilde{n}_j^2]=\sigma_{\tilde{n}}^2$，$E[\tilde{x}_j^2]=\sigma_{\tilde{x}}^2$

$$\alpha_j=\frac{1}{1+\frac{\sigma_{\tilde{n}}^2}{\sigma_{\tilde{x}}^2}\cdot\frac{1}{\|\triangle \mathbf{h}_j\|^2}}\quad。 \tag{5・10}$$

式(5・10)より明らかなように，雑音 n_j が存在する場合は，ステップゲインαが式(5・10)のα_jに等しい時 収束速度は最高となる。一方，雑音が無視できる場合は，最適ステップゲインは$\alpha=1$となる。式(5・10)のパラメータの中で，$\sigma_{\tilde{x}}^2$ は $\tilde{x}_j^2$ の移動平均値を用いることができる。これに対し，$\sigma_{\tilde{n}}^2$ および $\|\triangle \mathbf{h}_j\|^2$ は直接観測はできず，以下に述べるような推定値を用いる。なお，式(5・10)のα_jは$0<\alpha_j\leqq 1$となるため，ステップゲインα_jの使用により式(5・1)が発散することはない。

(1) 雑音レベルの推定

近端話者通話時を除いて回線雑音はほぼ定常的であると考えられるが，ここでは雑音が時刻 j とともにゆっくり変動している場合にも適用できるように，以下に述べるような漸化的な方法により，雑音レベル $\sigma_{\tilde{n}}^2$ を推進する。

すなわち，ベクトル変数 $\mathbf{v}_j=(v_{1j},v_{2j},\cdots,v_{Nj})'$ の漸化式が次

のように定義され，

$$\mathbf{v}_{j+1} = \mathbf{v}_j + \frac{\tilde{\mathbf{x}}_j}{\|\tilde{\mathbf{x}}_j\|^2}(\tilde{z}_j - \tilde{\mathbf{x}}_j' \mathbf{v}_j) \tag{5・11}$$

ベクトル変数$\mathbf{w}_j$は次のように定義されるとする。

$$\mathbf{w}_j = \mathbf{v}_{j+1} - \mathbf{v}_j \tag{5・12}$$

式(5・11)，式(5・12)より

$$\mathbf{w}_j = \frac{\tilde{\mathbf{x}}_j}{\|\tilde{\mathbf{x}}_j\|^2}(\triangle \mathbf{v}_j' \tilde{\mathbf{x}}_j + \tilde{n}_j) \tag{5・13}$$

となる。ただし，$\triangle \mathbf{v}_j = \mathbf{h} - \mathbf{v}_j$ 。

$\tilde{x}_j$と$\tilde{n}_j$とが互いに独立で，かつ$\tilde{x}_j$が定常白色雑音であるという仮定より，付録A－5に示すように，式(5・13)の両辺の2乗期待値をとると，

$$E[\|\mathbf{w}_j\|^2] = \frac{1}{N}\left(1-\frac{1}{N}\right)^j \|\mathbf{h}\|^2 + \frac{1}{N}\left\{2-\left(1-\frac{1}{N}\right)^{j-1}\right\} \frac{\sigma_{\tilde{n}}^2}{\sigma_{\tilde{x}}^2} \tag{5・14}$$

従って，十分な大きなjに対して

$$E[\|\mathbf{w}_j\|^2] \approx \frac{2}{N} \cdot \frac{\sigma_{\tilde{n}}^2}{\sigma_{\tilde{x}}^2} \tag{5・15}$$

式(5・15)から明らかなように，雑音レベル$\sigma_{\tilde{n}}^2$はベクトル変数$\mathbf{v}_j$を用いて推定可能である。実際には，直前のk個の移動平均値

$$\hat{\tilde{n}}_j^2 = \frac{1}{2k} \sum_{i=j-k}^{j} \|\mathbf{w}_i\|^2 \, \|\tilde{\mathbf{x}}_i\|^2$$

$$= \frac{1}{2k} \sum_{i=j-k}^{j} (\tilde{z}_i - \tilde{\mathbf{x}}_i' \mathbf{v}_i)^2$$

を，式(5・15)の$\sigma_{\tilde{n}}^2$として代用する。

(2) パラメータ誤差の推定

パラメータ誤差 $\|\triangle \mathbf{h}_j\|^2$ の推定には因果律的最適同定法[55]を用いる。因果律的最適同定法に於ては，インパルス応答 $\mathbf{h}$ に対して負の時間遅れを持つ部分すなわち擬似予測部分を付加し，この部分のパラメータ誤差を用いてインパルス応答の推定値 $\hat{\mathbf{h}}_j$ のパラメータ誤差を推定する。

今，一般化インパルス応答 $\mathbf{g}$ すなわち負の時間遅れ部分を含むインパルス応答を，次のように定義し，

$$\mathbf{g} = \begin{pmatrix} \mathbf{o} \\ \cdots\cdots \\ \mathbf{h} \end{pmatrix} \begin{matrix} \mathrm{P} \\ \\ \mathrm{N} \end{matrix} \tag{5·16a}$$

時刻 jT に於ける $\mathbf{g}$ の推定値

$$\hat{\mathbf{g}}_j = \begin{pmatrix} {}^{(-)}\hat{\mathbf{h}}_j \\ \cdots\cdots \\ \hat{\mathbf{h}}_j \end{pmatrix} \begin{matrix} \mathrm{P} & (\text{擬似予測部分}) \\ \\ \mathrm{N} & (\text{インパルス応答モデル}) \end{matrix} \tag{5·16b}$$

は，次式に従って逐次変更されるとする。

$$\hat{\mathbf{g}}_{j+1} = \hat{\mathbf{g}}_j + \alpha_j \frac{\tilde{\mathbf{X}}_j}{\|\tilde{\mathbf{X}}_j\|^2} (z_j - \hat{\mathbf{g}}'_j \tilde{\mathbf{X}}_j) \tag{5·16c}$$

ただし，

$$\tilde{\mathbf{X}}'_j = ({}^{(-)}\tilde{\mathbf{x}}'_j,\ \tilde{\mathbf{x}}'_j)$$

$$= (\tilde{x}_{j+(p-1)}, \cdots, \tilde{x}_j, \tilde{x}_{j-1}, \cdots, \tilde{x}_{j-N})' 。$$

この時，付録A－6に示すように，十分大きな j に対して

$$\|\triangle \mathbf{h}_j\|^2 \approx \frac{\mathrm{N}}{\mathrm{P}} \|{}^{(-)}\triangle \mathbf{h}_j\|^2 \tag{5·17}$$

ただし，

$$\triangle \mathbf{h}_j = \mathbf{h} - \hat{\mathbf{h}}_j$$

$${}^{(-)}\triangle \mathbf{h}_j = \mathbf{o} - {}^{(-)}\hat{\mathbf{h}}_j$$

となり，エコーパスのインパルス応答のパラメータ誤差 $\|\triangle \mathbf{h}_j\|^2$ は，擬似予測部分のパラメータ誤差 $\|{}^{(-)}\triangle \mathbf{h}_j\|^2$ を用いて逐次推定することが

できる。

5.3 適応線形予測形アルゴリズム[56]

エコーキャンセラでは十分長い端末遅延を有するエコーパスにも対応できるように，エコーパスモデルの次数Nを十分に大きくとる。従って，適応線形予測形アルゴリズムでは，拡張エコーパスモデル

$$\hat{\mathbf{h}}_j = (\hat{h}_{1j}, \cdots, \hat{h}_{Nj}, \hat{h}_{(N+1)j}, \cdots, \hat{h}_{(N+P)j})'$$

が使用し，Nを十分大きくとると，$\hat{h}_{ij}$（$N+1 \leqq i \leqq N+P$）は擬似予測部分に対応し，ほとんど零に収束する。

適応線形予測形アルゴリズムでは，拡張エコーパスモデル$\hat{\mathbf{h}}_j$は，次式により逐次修正される。

$$\hat{\mathbf{h}}_{j+1} = \hat{\mathbf{h}}_j + \alpha_j \frac{\tilde{\mathbf{x}}_j^*}{\|\tilde{\mathbf{x}}_j^*\|^2} (\tilde{z}_j - \hat{\mathbf{h}}_j' \tilde{\mathbf{x}}_j^*) \qquad (5\cdot18)$$

ただし，

$$\mathbf{x}_j^* = (\tilde{x}_{j-1}, \cdots, x_{j-N}, x_{j-(N+1)}, \cdots, x_{j-(N+P)})'$$

$$\tilde{\mathbf{x}}_j^* = (\tilde{x}_{j-1}, \cdots, \tilde{x}_{j-N}, \tilde{x}_{j-(N+1)}, \cdots, \tilde{x}_{j-(N+P)})'$$

$$\tilde{x}_j = x_j - \sum_{i=1}^{m} a_i x_{j-1}$$

一方，ステップゲインα_jは次のように定められる。

$$\alpha_j = \frac{1}{1 + \dfrac{N+P}{\|\triangle\hat{\mathbf{h}}_j\|^2} \cdot \dfrac{\hat{\triangle}_{n_j}^2}{\|\tilde{\mathbf{x}}_j^*\|^2}} \qquad (5\cdot19)$$

ここで，パラメータ誤差$\|\triangle\hat{\mathbf{h}}_j\|^2$は

$$\|\triangle\hat{\mathbf{h}}_j\|^2 = \frac{N}{P} \sum_{i=N+1}^{N+P} \hat{h}_{ij}^2 + \delta \qquad (5\cdot20)$$

で定められる。ただし，δは$\|\triangle\hat{\mathbf{h}}_j\|^2 > 0$を保証するための正の小さな数

である。一方，雑音レベルの推定量$\hat{\tilde{n}}_j^2$は

$$\hat{\tilde{n}}_j^2 = \frac{1}{2k} \sum_{l=j-k}^{j} (\tilde{z}_l - \mathbf{v}_l' \tilde{\mathbf{x}}_l)^2 \qquad (5\cdot21)$$

であり，式（5・21）中のベクトル変数$\mathbf{v}_j$は次式により逐次修正される。

$$\mathbf{v}_{j+1} = \mathbf{v}_j + \frac{\tilde{\mathbf{x}}_j}{\|\tilde{\mathbf{x}}_j\|^2} (\tilde{z}_j - \mathbf{v}_j' \tilde{\mathbf{x}}_j) \qquad (5\cdot22)$$

擬似エコー$\hat{y}_j$は，式（5・18）の$\hat{\mathbf{h}}_j$を用いて

$$\hat{y}_j = \hat{\mathbf{h}}_j' \mathbf{x}_j^* \qquad (5\cdot23)$$

で求められる。

適応線形予測形アルゴリズムに基づくエコーキャンセラの構成を，図5.1に示す。図中，NEは式（5・21）で示される雑音レベル推定器，

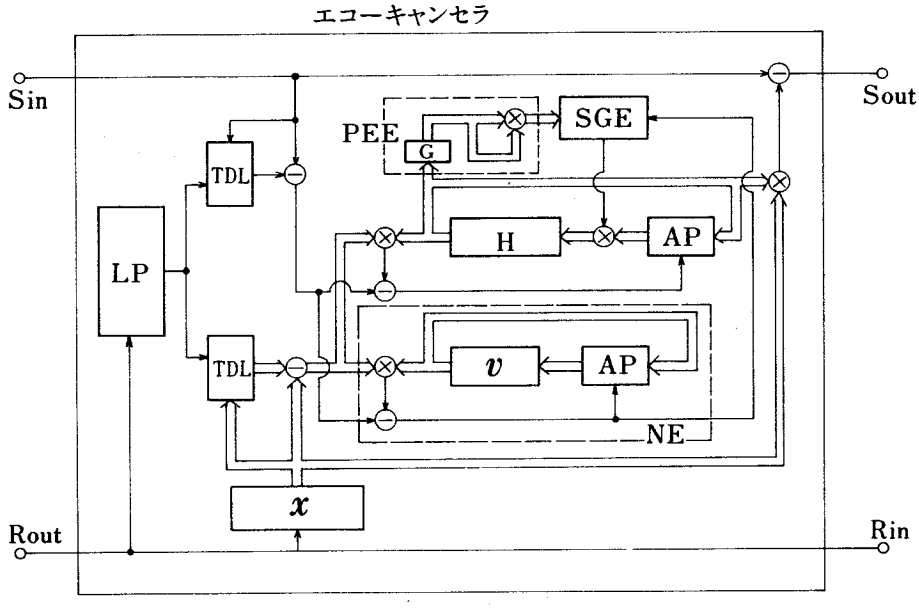


図 5.1　適応線形予測形アルゴリズムを用いた
エコーキャンセラのブロック図

LP　：線形予測器　　TDL：タップ付き遅延線
PEE：パラメータ誤差推定器　　H　：Hレジスタ
NE　：雑音レベル推定器　　AP　：適応処理装置
SGE：ステップゲイン推定器

PEEは式(5・20)で示されるパラメータ誤差推定器であり，GはP個のパラメータ$\hat{h}_{ij}$のみを通過させるゲートである。SGEは式(5・19)で表わされるステップゲインα_jをNE及びPEEからの情報を用いて逐次変更するステップゲイン推定器である。APは式(5・18)及び式(5・22)に従って，ベクトル変数$\hat{\mathbf{h}}_j$及び$\mathbf{v}_j$を逐次更新する。なお，図中二重線はベクトル量で表される信号の流れ，単線はスカラー量の信号の流れを示す。

5.4 シミュレーション実験

適応線形予測形アルゴリズムを用いるエコーキャンセラの特性について検討を行うため，シミュレーション実験を行った。エコーパスのインパルス応答及び評価関数としては，3.4で記述したものと同一のものを用いた。なお，予備実験により，雑音レベルの推定に用いる移動平均の個数kとしてはk＝１００，擬似予測部分のサンプル個数PとしてはP＝５０，定常とみなす区間の長さLはL＝４００，線形予測の次数mとしてはm＝２が，各々選択された。また，エコーパスモデルの次数Nは，N＝２００とした。

(1) 収束速度

図5.2に示すような音声信号を入力した場合の，適応線形予測形アル

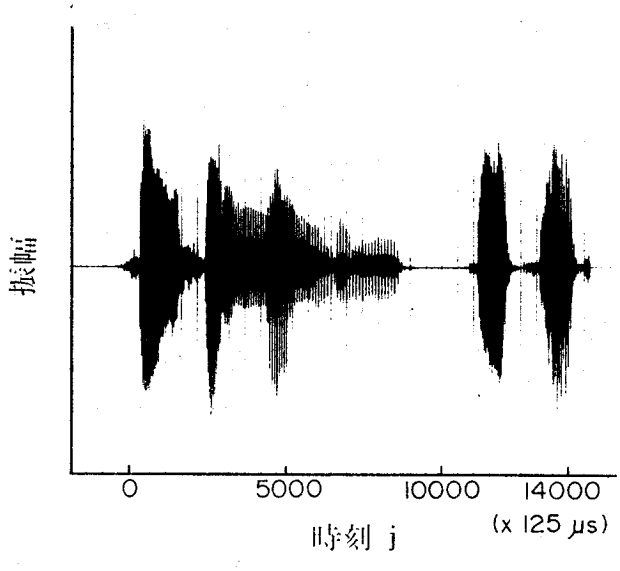
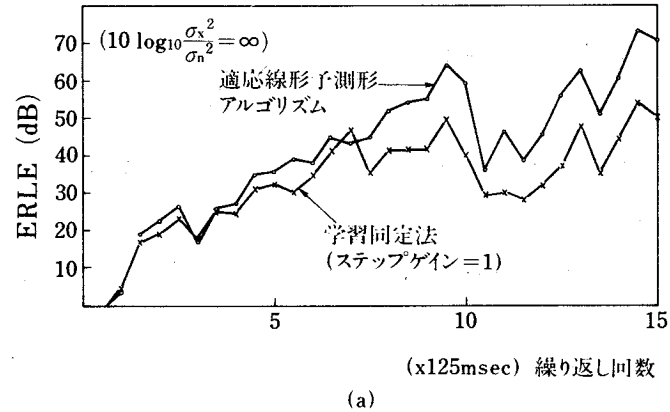
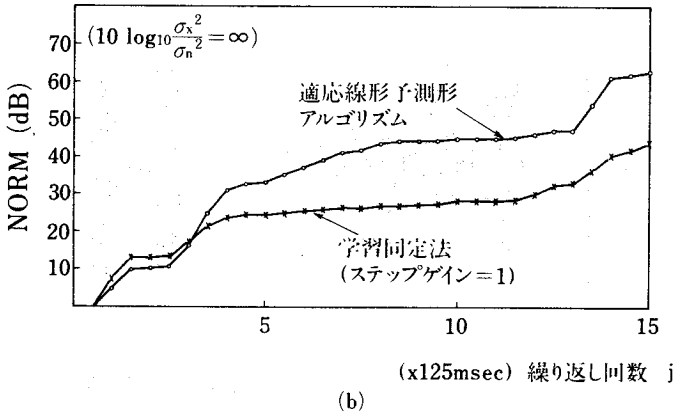


図5.2　受信入力信号波形の一例

ゴリズムを用いたエコーキャンセラ及び従来の学習同定法を用いたエコーキャンセラの収束速度の比較を，図5.3に示す。図5.3(a)はＥＲＬＥを示し，(b)はNORMを示している。図5.3より明らかなように，適応線形予測形アルゴリズムを用いる場合は，初期のしばらくの区間を除いて，学習同定法より速い収束速度を示している。NORMでの比較すなわちパラメータ誤差での比較では，適応線形予測形アルゴリズムは約2倍程度の収束速度を示す。一方，ERLEでの比較すなわち出力誤差での比較では，NORMで示される程の両方式の差は現れない。これはＥＲＬＥが入力信号の共分散行列で重み付けられた指標であるため，一般にERLEの値はNORMの値より大きくなり，ERLEでの改善効果はNORMで示されるほどは現れないためである。



(a)



(b)

図5.3　音声信号入力に対するERLE及びNORMの時間的変化
（雑音が存在しない場合）

なお，適応線形予測形アルゴリズムで，収束開始後しばらくの区間に収束速度の低下が現れるのは，シミュレーションでは $jT=0$ で $\hat{\mathbf{h}}_j=\mathbf{o}$ に設定しており，ステップゲイン α_j を決定するパラメータ $\|\overset{(-)}{\triangle}\mathbf{h}_j\|^2$ および $\hat{\tilde{n}}_j^2$ が，その真値に近づくのにしばらく時間を要するためである。

次に，通話の途中でエコーパスの信号伝搬特性が変化した場合のトラッキング特性に関する両方式の比較を，図 5. 4 に示す。図 5. 4 から明らかなように，エコーパス変動後のトラッキング特性についても，適応線形予測形アルゴリズムはエコーパス変動直後のしばらくの区間を除いて，従来方式より速い収束速度を示している。なお，適応線形予測形アルゴ

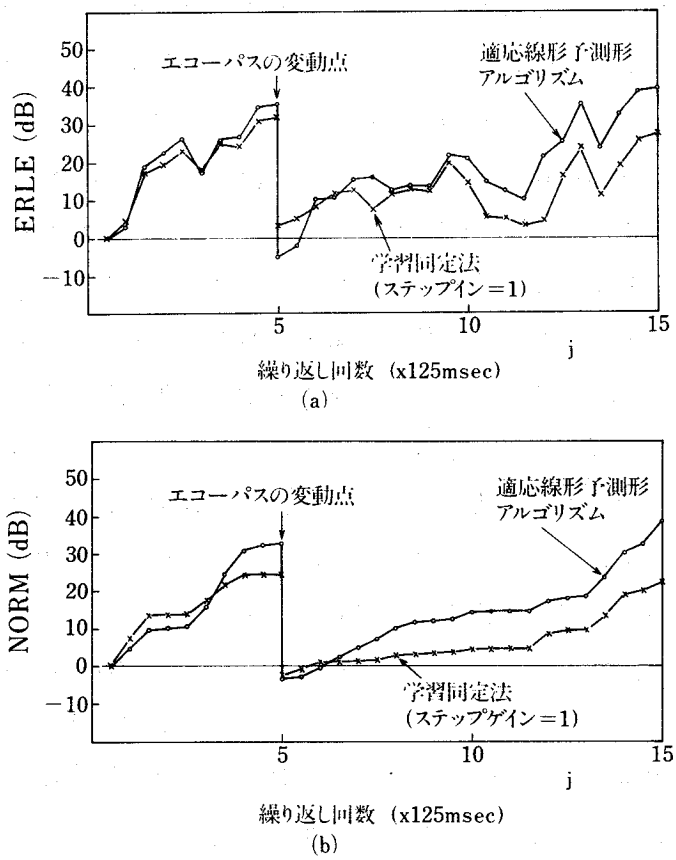


図 5. 4　通話時の途中でエコーパスが変動した場合のERLE及びNORMの時間的変化。エコーパスのインパルス応答は $j=5\times10^3$ の時に，インパルス応答モデルを 10 サンプルだけ前へ移動させることにより，変化させた。

リズムの収束速度について，収束開始直後の区間(図5.4の0～2×125 msecの区間)とエコーパス変動直後の区間(図5.4の5～7×125 msecの区間)を比較すると，エコーパス変動直後の区間での収束速度の方が速くなっている。一般に収束速度は入力信号の特性に大きく依存するので，両区間での収束速度に関する直接的な比較は難しいが，その区間での学習同定法の場合の収束速度と比較することにより，その差は明確に現れる。

これは，次のような理由により説明できる。すなわち，ステップゲインα_jのパラメータの中，$\hat{n}_j^2$の真値への収束速度については両区間とも同一と考えられる。一方，インパルス応答の擬似予測部分のパラメータ誤差$\|{}^{(-)}\triangle \mathbf{h}_j\|^2$については，収束開始時には零に設定しているのに対し，エコーパス変動時には何らかの値を持っている。このため，エコーパス変動直後のステップゲインα_jの値の方が，収束開始直後のステップゲインα_jの値より一般に大きくなり，収束速度が速くなる。通常の条件の下で機能するエコーキャンセラは，常に何らかのエコーパスモデルをHレジスタに蓄積しており，Hレジスタが全て零になることはないから，図5.4のエコーパス変動直後の収束速度の方が，より現実の状況に近い場合の収束速度を示している。

以上の議論より明らかなように，適応線形予測形アルゴリズムは学習同定法に比して，約2倍程度の収束速度を有しており，これは通話の途中でエコーパスが変動した場合にもあてはまる。

なお，図5.3及び図5.4に示されている学習同定法の収束速度は，最も速い収束速度を示すステップゲイン$\alpha=1$の場合を示している。しかし，実際のエコーキャンセラでは，雑音に対する安定性を高めるため，ステップゲインは$\alpha=0.3$～0.1程度に設定されるため[13]，両方式の収束速度の差は図5.3及び図5.4に示されている以上に大きくなる。

(2) 定常特性

図5.5に雑音が存在する場合の，適応線形予測形アルゴリズムを用いるエコーキャンセラと従来の学習同定法を用いるエコーキャンセラとの

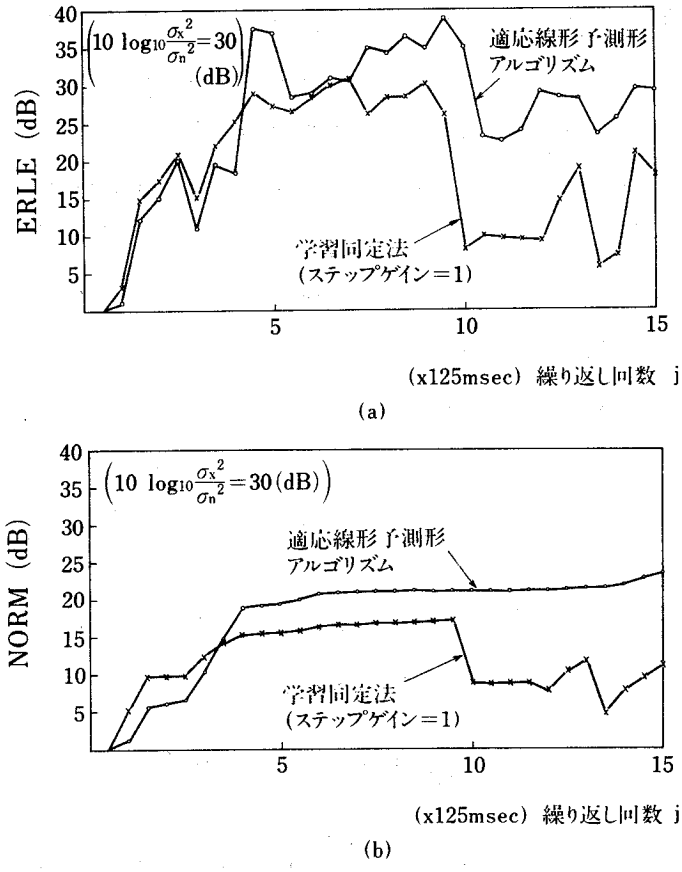


図 5.5　音声信号入力に対するERLE及びNORMの時間的変化
（雑音が存在する場合）

比較を示す。なお，回線雑音としては定常白色雑音を重畳し，入力音声信号とのSN比の設定については，ピークファクタを12dB，最大音量と平均音量との比を13dBとし，ピークから25dB下がった値を入力音声信号の平均音量とみなして設定した[46]。

図5.5に示される様に，ERLE及びNORM共に定常とみなされる $j=5\times10^3\sim10\times10^3$ の区間で，適応線形予測形アルゴリズムは学習同定法に比して，NORMで約5dB，ERLEで約10dB向上している。更に，無音区間に相当する $j=11\times10^3$ 当りで，従来方式ではNORM，ERLE共に値が低下しているが，適応線形予測形アルゴリズムでは低下していない。無音区間の検出には一定の動作時間（Operate time）が必要である。そのため，従来のエコーキャンセラではこの動作

時間の間にパラメータ誤差は増加するが，適応線形予測形アルゴリズムを用いるエコーキャンセラではＳＮ比の劣化に応じてステップゲインの値が小さくなるため，パラメータ誤差は増大しない。その結果，次の入力信号の初めの部分で，両方式の差は一層拡大し，NORMで１０dB，ERLEで１５dBになる。このように，適応線形予測形アルゴリズムを用いるエコーキャンセラでは，ＳＮ比が劣化してもパラメータ誤差が増大しないため，従来のエコーキャンセラに比して良好な定常特性を示す。

表5.１に両方式の定常特性に関するシミュレーション結果を示す。入力音声信号としては，男声４女声４から切り出された１６サンプルの音声信号を用い，回線雑音としては定常白色雑音を用いた。 ERLE及びNORMの定常特性を示す値としては，収束開始後５００ミリ秒から１秒の間の値の平均値を用いた。表には各音声信号に対して得られた定常値の最大値，最小値および平均値を示している。

表5.１　定常特性に関する両方式の比較

評価関数 / エコーキャンセラの種別	NORM+EPL−SN (dB)	ERLE+EPL−SN (dB)
適応線形予測形アルゴリズムを用いるキャンセラ	−13.2〜3.9 Av. −8.8	4.2〜15.4 Av. 7.5
学習同定法を用いるキャンセラ	−17.3〜−6.3 Av. −15.7	−11.2〜14.1 Av. 3.3

（EPL：エコーパス損失）

表5.１により明らかなように，適応線形予測形アルゴリズムを用いるエコーキャンセラは従来の学習同定法を用いるエコーキャンセラに対して，平均でERLEで約５dB，NORM約７dB各上向上している。なお，今までの議論から明らかなように，平均化処理を行う区間を長くすれば，両者の差は一層大きくなる。

(3) 双方向同時通話時の特性

従来のエコーキャンセラでは，双方向同時通話時には近端話者の音声信号によるパラメータ誤差の増大を防ぐため，エコーパスモデルの修正を停止する。双方向同時通話状態の検出は一般に送信回線の信号レベルと受信回線の信号レベルのレベル比較により行われるので，双方向同時通話状態とみなす場合の送受信信号のレベル差を大きくとり検出感度を上げると，双方向同時通話状態でない場合にもエコーパス損失によってはエコー信号を近端話者信号とみなしてモデルの修正が停止されるなどの欠点を生じる。このため，実際上検出感度の優れた双方向同時通話検出器を設計することは困難であり，従来のエコーキャンセラでは双方向同時通話を検出するまでの間に近端話者信号によりパラメータ誤差が増大し，次の会話の初期に再びエコーが漏れ通話品質を劣化させる問題があった。

一方，適応線形予測形アルゴリズムでは，雑音レベルの推定量$\hat{\tilde{n}}_j^2$とパラメータ誤差の推定量$\|\triangle\hat{\mathbf{h}}_j\|^2$を用いて，ステップゲイン$\alpha_j$を適応的に変化させている。雑音レベルの推定量$\hat{\tilde{n}}_j^2$は定常状態では，5.2に示したように，回線雑音のレベルに等しく，双方向同時通話時には近端話者の信号レベルに等しくなる。このことから，適応線形予測アルゴリズムでは，双方向同時通話時にもパラメータ誤差の増大はないと予想できる。

図5.6に，適応線形予測形アルゴリズムを用いた場合の，双方向同時通話時におけるNORMの劣化量を示す。双方

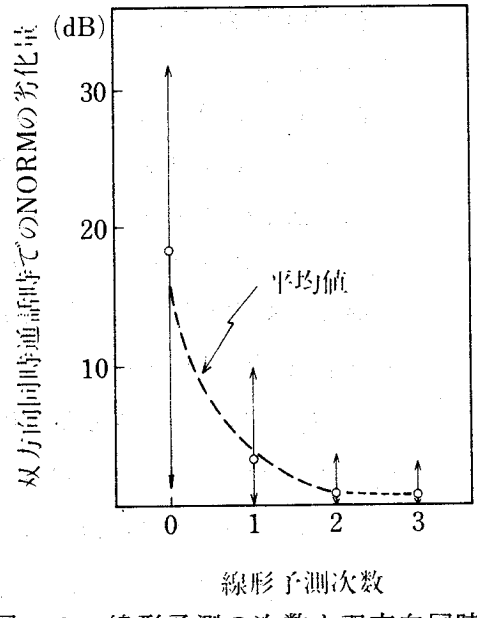


図5.6　線形予測の次数と双方向同時通話時におけるNORMの劣化量との関係

向同時通話時のNORMの劣化量は，双方向同時通話開始前のNORMの値と双方向同時通話中のNORMの最低値との差として定義されている。

会話音声信号としては，擬似衛星回線を通して行われた会話の中から，双方向同時通話状態と双方向同時通話の前にエコーパスモデルを収束されるのに十分な継続時間を持つ受信音声信号を有する１８対の信号を切り出し，これを用いた。なお，図5.6のシミュレーション結果における双方向同時通話時としては，送信側の短時間の信号レベルが受信側の同一時刻の短時間の信号レベルを上まわる区間とした。

図5.6より明らかなように，線形予測の次数m＝0の場合すなわち線形予測を行わない場合はかなりの劣化が観測される。しかし，線形予測の次数が大きくなるにつれて，劣化量は減少する傾向を示し，次数が2次以上になれば劣化がほとんど生じなくなる。これは次の理由により説明できる。すなわち，式(5・10)の最適ステップゲインα_jは入力信号が白色雑音であるという仮定の下で導出している。これに対し，線形予測が0次の場合の入力信号すなわち音声信号そのものは極めて自己相関性が高く，この仮定を満足しない。しかし，線形予測の次数が高くなると相関性が減少し，入力信号に対する仮定を満足するようになってくるためである。

図5.6より明らかなように，適応線形予測形アルゴリズムを用いるエコーキャンセラでは，線形予測の次数を2次以上に採っておくと，双方向同時通話時にエコーパスモデルの修正を停止しなくてもパラメータ誤差の増大はない。このため，双方向同時通話検出機能は不要となる。更に，一般の公衆電話網では，近端及び遠端での加入者線の損失の違い等による送話路と受話路とのレベルのずれにより，双方向同時通話時における送信回線の信号レベルと受信回線の信号レベルとの差が予め定めた双方向同時通話状態とみなす閾値を越えない場合が起きる。このような場合，従来の双方向同時通話検出器を用いる方法では，双方向同時通話状態を検出できず，パラメータ誤差は大幅に増加することになるが，適応線形予測形アルゴリズムではこのような問題は生じない。

収束過程の途中で双方向同時通話状態になっても，適応線形予測形ア

ルゴリズムでは，もちろんパラメータ誤差の増大は生じない。双方向同時通話状態の直後には収束速度は若干低下するが，ベクトル変数 $\mathbf{v}_j$ の収束速度は極めて高速であることから，この影響は軽微であると考えられる。

5.5 考　察

以上述べた検討及びシミュレーション実験の結果，適応線形予測形アルゴリズムについて次の点が明らかとなった。

(1) 適応線形予測形アルゴリズムは，収束速度が最高であるようにステップゲインを1に設定した学習同定法に比しても，音声信号入力時において約2倍程度の収束速度を示す。

なお，学習同定法を用いるエコーキャンセラでは，雑音の影響を軽減するため，ステップゲインは通常0.1～0.3程度に設定されるため，両方式の収束速度の違いは一層大きくなり，約3倍から約10倍程度に達する。なお，適応線形予測形アルゴリズムは，Höge が提案したアルゴリズム[15]と異なり，エコーパスの定常性を前提としていないので，通話の途中でエコーパスが変動した場合にも，良好なトラッキング特性を示す。

(2) 適応線形予測形アルゴリズムを用いるエコーキャンセラは，従来の学習同定法を用いるエコーキャンセラより，雑音による影響を受けにくく，雑音レベルの比較的高いエコーパスに接続されても良好な打消量を示す。

(3) 適応線形予測形アルゴリズムでは線形予測の次数を2次以上に採ると，双方向同時通話時においてもパラメータ誤差は増大しない。このため，双方向同時通話検出機能は不要となる。

(4) この結果，従来のエコーキャンセラでは防止するのが困難であった双方向同時通話直後のエコーの漏れ等の防止が可能となる。また，公衆電話網での送信側および受信側の信号レベルのずれに起因するエコーキャンセラの誤動作，および極端に損失の少ないエコーパスに接続された際にエコー信号を近端話者信号とみなして，モデルの修正が進まない等の問題を解決できる。

このように，適応線形予測形アルゴリズムはエコーキャンセラの性能を改善できると共に，エコーキャンセラの誤動作を防ぎ，適用範囲を拡大することができる。なお，適応線形予測形アルゴリズムを用いるエコーキャンセラは，従来のエコーキャンセラの主要部分を，その内部に2個有することになり，回路規模等が大きくなる欠点がある。しかし，次章に示すように，同種の回路で構成できることは，LSIの開発の点からは極めて有利であり，同種のLSIチップを対にして構成する方式を採ることにより，低コスト化を図り得る。

5.6 むすび

本章では，線形予測形アルゴリズムの最適ステップゲイン及びその推定方法について述べ，その推定値をステップゲインとすることにより収束速度と定常状態での打消量とを同時に向上させ得る適応線形予測形アルゴリズムについて述べた。実音声入力時の適応線形予測形アルゴリズムの収束速度，定常状態での打消量等についてシミュレーション実験を行い，収束速度・打消量共に優れた性能を示すことを明らかにした。更に，双方向同時通話時にも近端話者信号によるパラメータ誤差の増大はなく，双方向同時通話検出機能は不要であることを明らかにした。

6. 試作適応線形予測形エコーキャンセラ

本章は，適応線形予測形アルゴリズムを基に試作を行ったエコーキャンセラについて述べている。試作装置の概要，特徴を述べた後，各種シミュレーション結果に基づく装置の構成方式について記述している。更に，本装置を用いた実験について述べ，得られた装置特性について記述している。なお，実験の結果は，適応線形予測形アルゴリズムに関する各種シミュレーション結果を裏付けるものであることが確認された。

6.1 はじめに

筆者は，4，5章で述べたように，エコーキャンセラの高速収束を可能とする線形予測形アルゴリズムを提案し，また双方向同時通話時にも安定な動作を保証する適応線形予測形アルゴリズムについて検討を行った。更に，ディジタルエコーキャンセラに必要な量子化精度，演算方式の検討[57]を行い，これらの検討結果に基づき，PCMインタフェースを有する専用LSI化エコーキャンセラの回路上での実証を目的として，適応線形予測形アルゴリズムを基本とするエコーキャンセラの試作を行った[58]。

本章では，試作エコーキャンセラの概要・特徴を述べた後，各種シミュレーション結果に基づく装置の構成方式について記述し，更に試作エコーキャンセラの評価試験結果等について述べる。まず，6.2では試作装置の特徴，仕様等について述べ，6.3では試作エコーキャンセラの構成方式等について述べる。更に，6.4では試作装置の評価試験およびその試験結果について述べる。最後に，6.5では試作及び試験を通じて得られた結果に基づく考察について述べる。なお，本装置の回路構成等の検討に用いた各種シミュレーション結果は，付録A－7にまとめてある。

6.2 試作装置の概要，特徴

4章，5章で述べた適応推定アルゴリズムに関する検討及び付録A－7にまとめてある構成方式上の検討以外に，装置の試作に当り次に述べる実

用化に際して必要となる諸点について検討した。

(1) 回線インタフェース

公衆電話網のディジタル化の進展に伴い，エコーキャンセラもＰＣＭ（Pulse Code Modulation）回線に接続されて使用されることが一般的な形態になると予想される。従って，PCM24あるいはPCM120に接続されるインタフェースが必要となる。このため，試作装置はPCM24Bのインタフェースを有するタイプＣ*のエコーキャンセラとした。なお，エコーキャンセル等の内部信号処理は，各チャネル毎に対応した信号処理を行い，時分割多重化処理は採用していない。

(2) アーキテクチャ

エコーキャンセラの実用化に際しては，装置の小型化，低コスト化および低消費電力化が要求される。これらの課題に応える一つの方法は，専用ＬＳＩの開発である。このため，試作装置はＬＳＩのモックアップとして構成した。それに伴い，演算回路の簡易化，レジスタの量子化ビット数の削減について検討を行い，エコーパスのインパルス応答を蓄積するＨレジスタについては対数表現を用い，修正量の算出には対数演算処理を用いた。なお，式（5・18）で示されるＨレジスタの修正過程と式（5・22）で示されるＶレジスタの修正過程とは共通な要素を多く有しており，その部分の機能は共用できる。すなわち共用化による多重使用により回路数の減少を図る構成も考え得るが，現在のＬＳＩ技術では３２０タップのエコーキャンセラの１チップ化は困難なことから，数チップの同一のＬＳＩを用いて構成することを重視して，エコーキャンセル部と雑音レベル推定部を分離し，雑音レベル推定部の内部構成はエコーキャンセル部と同一の構成を採用することとした。

(3) 付加機能

装置性能の試験のための付加機能として，Ｈレジスタのクリア機能，修正停止機能，打消停止機能を設けた。また，微弱な残留エコーを抑圧

＊ 接続される電話回線がディジタル回線で内部処理形式としてディジタル信号処理を行っているエコーキャンセラをタイプＣのエコーキャンセラという。詳細は付録Ａ－７参照。

するための非線形処理回路であるセンタクリッパを内蔵し，その機能の動作・停止機能を設けた。更に，2100Hzの外部信号によりエコーキャンセラの機能を停止させるトーンディセイブラを組込んでいる。

以上の検討に基づき試作したエコーキャンセラの主要パラメータ及び仕様を表6.1に示す。

表6.1　試作装置の主な仕様及びパラメータ

適応アルゴリズム	適応線形予測形アルゴリズム
回線接続インタフェース	PCM 24B (CCITT勧告G.733)
適用回線条件	最大遅延 40 msec
挿入による伝送遅延	250 μsec
サンプル周期	8 KHz (125 μsec)
Xレジスタの量子化精度	指数部 3 ビット 仮数部 4 ビット
Hレジスタの量子化精度	指数部 3 ビット 仮数部 8 ビット
たたみ込み積分精度 乗算器の精度 加算器の精度	 20 ビット (符号込み) 25 ビット (符号込み)
修正量の算出方法	$\tilde{X}_j$, e_j, $\|\tilde{X}_j\|^2$ 及びステップゲイン α_j 共に指数部のみを用いた対数演算
付加機能	Hレジスタクリア 打消し停止 Hレジスタ修正停止 センタクリッパ機能停止 トーンディセイブラ機能

写真6.1は試作装置の外観である。上段2段はエコーキャンセル部，下段2段は回線インタフェース及び試験用インタフェースである。

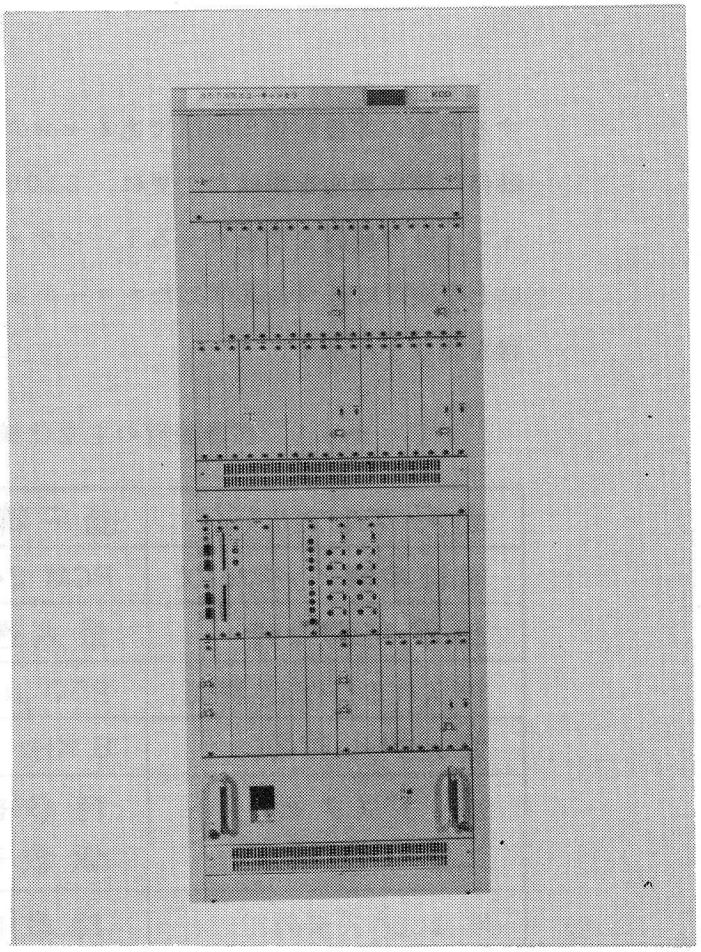


写真6.1　試作エコーキャンセラの外観

6.3　試作装置の構成

試作装置は，図6.1に示すように，回線インタフェース部，エコーキャンセル部および電源部より構成される。

回線インタフェース部はPCM24Bの多重化音声信号を各チャネル毎の信号に分離し，又各チャネルのエコーキャンセル部でエコーを除去された信号を再びPCM24Bの多重化信号に配列する。

試験用インターフェース部は，エコーキャンセラの性能を測定するのに必要となる機能である (1)Hレジスタのクリア，(2)打消し停止，(3)修正停止，(4)センタクリッパの機能の制御を行う以外に，エコーパスモデルのインパルス応答波形を外部に取り出すためのインタフェースを有する。

エコーキャンセル部及び雑音レベル推定器は，各チャネル毎に対応する構成を有しており，エコーを打消す。なお，試作装置では回路規模を減少

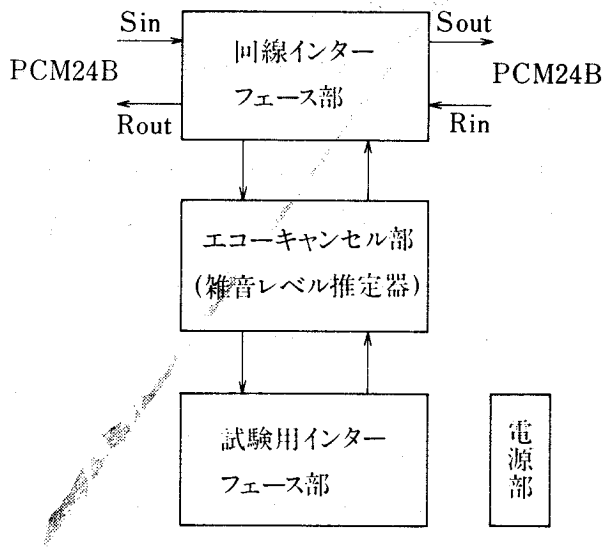


図 6.1　試作エコーキャンセラの構成

させるため，線形予測次数は1次とし予測係数 a_1 は音声信号の平均的な値に固定している。それに伴い，式(5・18)及び式(5・22)を各々

$$\hat{\mathbf{h}}_{j+1} = \hat{\mathbf{h}}_j + \alpha_j \frac{\tilde{\mathbf{x}}_j^*}{\|\tilde{\mathbf{x}}_j^*\|^2} (z_j - \hat{\mathbf{h}}_j' \tilde{\mathbf{x}}_j^*) \qquad (6\cdot2)$$

$$\mathbf{v}_{j+1} = \mathbf{v}_j + \frac{\tilde{\mathbf{x}}_j}{\|\tilde{\mathbf{x}}_j\|^2} (z_j - \mathbf{v}_j' \tilde{\mathbf{x}}_j) \qquad (6\cdot3)$$

とする。ここで，

$$\begin{aligned} z_j &= \mathbf{h}_j' \mathbf{x}_j + n_j \\ &= \mathbf{h}_j' P^{-1} \tilde{\mathbf{x}}_j + n_j \\ &= \mathbf{h}_j^{*\prime} \tilde{\mathbf{x}}_j + n_j \end{aligned}$$

ただし，$\tilde{\mathbf{x}}_j = P\mathbf{x}_j$，$\mathbf{h}_j^{*\prime} = \mathbf{h}_j' P^{-1}$

となり，$\hat{\mathbf{h}}_j$ は $\mathbf{h}_j^* = (\mathbf{h}_j' P^{-1})'$ に収束することになる。なお，

$\hat{h}_{ij}$ $(N+1 \leqq i \leqq N+P)$ は零に収束することから，$\mathbf{h}_j^*$ の擬似予測部

分もほぼ零に収束することが期待できる。

なお，雑音レベル$\hat{n}_j^2$を求める際の移動平均の個数kはk＝Nとし，擬次予測部分の次数PはP＝N／4としている。

図6.2に試作装置のエコーキャンセル部のブロック図を示す。前述したように修正量の算出には対数演算を用いているため，線形符号と対数符号及び対数符号間の符号変換器（C）が6個存在している。また，対数符号を用いているため，インパルス応答の修正量の算出に，乗算器の代りに加算器（ADD）が用いられている。図中のC／Cは微少な残留エコーを除去する非線形素子であるセンタクリッパであり，外部からの制御により，その機能を除くことができるように設計されている。なお，Hレジスタのビット精度，対数演算による誤差等エコーキャンセラ内部の構成方式に関する詳細な検討結果は，付録A－7にまとめてある。

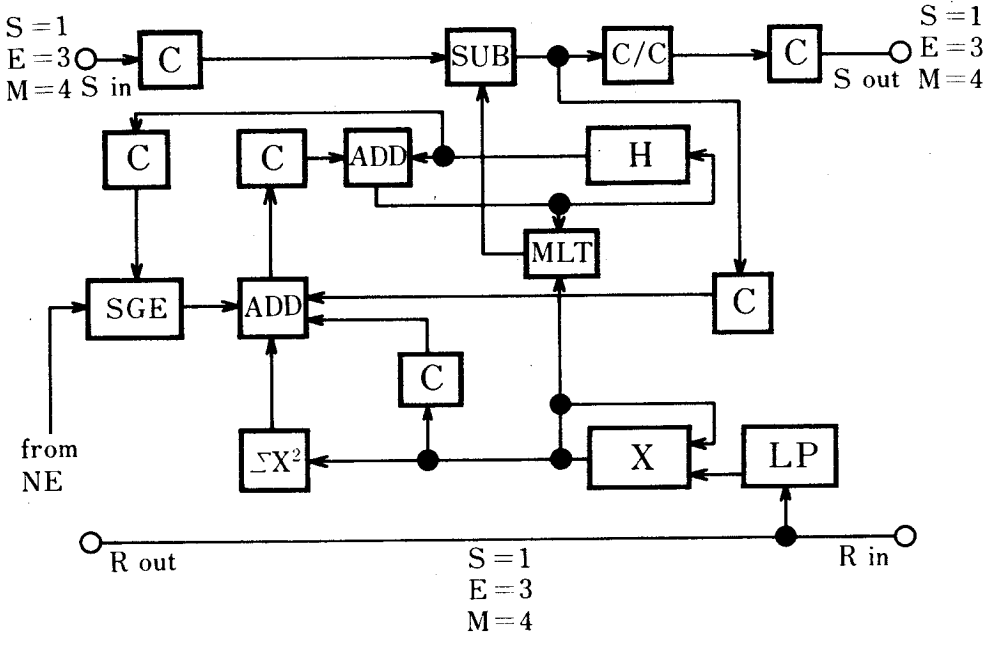


図6.2　エコーキャンセル部の内部構成

SGE：ステップゲイン推定器　　NE：雑音レベル推定器
LP　：線形予測残差信号作成器　C　：符号変換器
C／C：センタクリッパ　　MLT：乗算器

試作エコーキャンセラは，LSI化を考慮してモックアップとして設計しているが，現在のLSI技術では320タップのエコーキャンセラを1チップで収容することが可能でない場合をも想定して，図6.3に示すように同一構成を有するLSIを縦列接続することによりエコーキャンセラを構成し得る形態を採用している。実際に1チップ化し得るタップ数については，消費電力，回路形式，ピン数等の設計上の選択及びLSI技術の進展の度合等により異なってくるが，試作装置では1チップについて80タップという構成を採用している。図中，EC及びNEの各ブロックは80タップ分のエコーキャンセル部若しくは雑音レベル推定器に対応している。なお図中，x_i（i=1，2，3）は後続のチップに順次送られる受信入力信号，$\hat{y}_i$（i=2，3，4）は各チップのHおよびXレジスタ内の信号により作成される擬似エコー信号の一部，ΣX_i^2（i=2，3，4）は各チップのXレジスタ内の信号により作成される2乗和を示す。

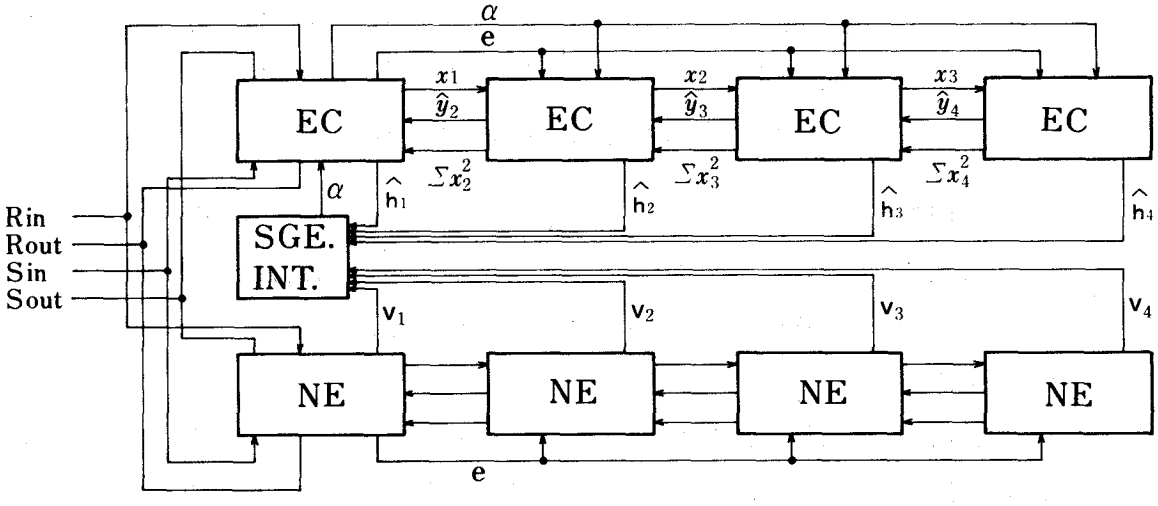


図6.3　エコーキャンセル部及び雑音レベル推定器の接続構成

INT：インターフェース部　EC　：エコーキャンセル部
NE　：雑音レベル推定器　SGE：ステップゲイン推定部

6.4　試作装置の性能

試作装置の性能を確認するために，性能評価試験を行った。性能評価試験のための試験回路構成を図6.4に示す。図中，帯域通過形フィルタ（BPF2）

としては，SRAEN(Reference System for determination of AEN)フィルタ[59]を用いた。また，試験用信号としては，0.3から3.4kHzの帯域制限白色雑音およびCCITT勧告G.227[60]に基づく擬似電話信号を使用することとし，帯域通過フィルタ1（BPF1）としてはSRAENフィルタあるいはCCITT勧告G.227に示されるフィルタを用いた。

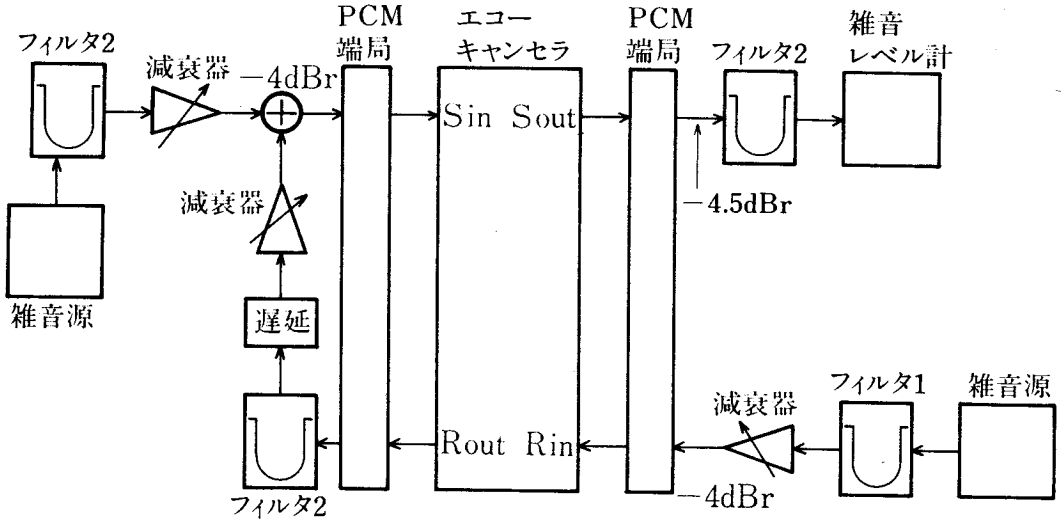


図6.4　性能評価用試験回路構成

試験回路のレベルダイアグラムは，図中に示したように，Rin およびSinは各々−4dBrに設定されている。なお，SinとSoutとの間にはエコーキャンセラが動作していない状態で0.5dBの損失が有り，Soutは−4.5dBrとなっている。

以下に述べる試作装置の性能評価試験項目は，エコーキャンセラの試験方法を記述しているCCITT勧告G.165[45]に従っているため，以下の説明の簡単化のために，CCITT勧告G.165で使用されている用語についてここで説明を行う。

A_{ECHO}：エコーパスすなわちエコーキャンセラのRoutからSinまでの損失（dB).

A_{CANC}：エコーキャンセラ内部でのエコー信号の減衰量　すなわちエコーキャンセラの打消量（dB).

A_{COM} ：$A_{COM} = A_{ECHO} + A_{CANC}$.

L_{Rin} ：受信入力信号レベル.

L_{Sin} ：送信入力信号レベル.

A_{NLP} ：センタクリッパ等の非線形素子によるエコー信号の減衰量

L_{RES} ：残留エコーレベル，$L_{RES} = L_{Rin} - (A_{ECHO} + A_{CANC})$

L_{RET} ：$L_{RET} = L_{Rin} - (A_{ECHO} + A_{CANC} + A_{NLP})$

ただし，$A_{NLP} = 0$ すなわち非線形素子が存在しない場合は

$L_{RET} = L_{RES}$.

以上述べた用語の間の関連を図 6. 5 に示す。

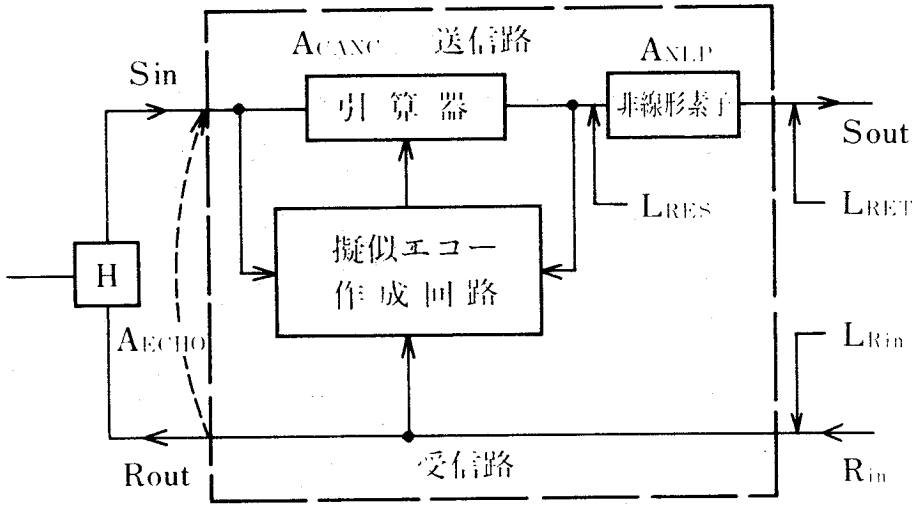


図 6. 5　エコーキャンセラに関する用語の説明図

(1)　定常状態での残留エコーレベル試験

0.3 から 3.4 kHz の帯域制限白色雑音を入力した場合の，定常状態での残留エコーレベル試験の結果を図 6. 6 に示す。測定はHレジスタをクリアした後収束を開始させ，2 分後にHレジスタの修正を外部より停止させて残留エコーレベル（L_{RES}）を測定することにより行う。図より明らかなように，エコーパス損失（A_{ECHO}）が大きく，受信入力信号レベル（L_{Rin}）が低いほど残留エコーレベルは低くなるが，残留エコーレベル－67 dBm 0 程度で飽和している。これは，付録 A－7 の図 A 7. 3

との対比から明らかなように，ＰＣＭ信号の量子化誤差の制限によるものである。一方，エコーパス損失が大きくなる程残留エコーレベルの減少割合すなわちエコーキャンセラによる打消量（A_{CANC}）は低下する傾向を示す。これはエコーキャンセラの内部のＨレジスタの量子化精度に起因する。なお，エコーパス損失がほぼ平均的な値である１２dBで，受信入力信号レベルが－１０dBｍ０の場合で，残留エコーレベルが約－５３dBｍ０すなわちエコーキャンセラの打消量が約３１dBになることから，エコーキャンセラの性能としてほぼ十分な値を有していることになる[18]。

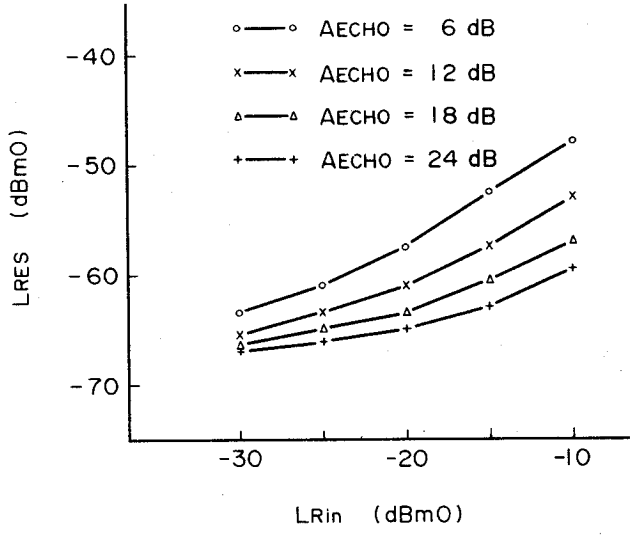


図 6. 6　定常状態での残留エコーレベル試験結果

(2)　収束試験

0.3 から 3.4 kHz の帯域制限白色雑音及び擬似電話信号を入力した場合の収束試験の結果を，各々図 6. 7 及び図 6. 8 に示す。

収束試験としては，ＣＣＩＴＴ勧告Ｇ.１６５の試験方法に従い，収束開始後５００$m$secでＨレジスタの収束を停止させ打消量を測定した。図 6. 7 及び図 6. 8 より明らかなように，試作装置の有色雑音入力時の収束速度は白色入力時に比して２dB程度劣下するだけであり，有色雑音入力時にもエコーパス損失１２dB以上で，$A_{COM} = A_{ECHO} + A_{CANC}$ は 30 dB を上まわっている。なお，受信入力信号の白色化処理が完全であれば，

有色雑音入力時にも白色雑音入力時と同様の収束速度を示すが，試作装置では線形予測の係数が固定であるため，有色雑音入力時には若干収束速度が低下している。

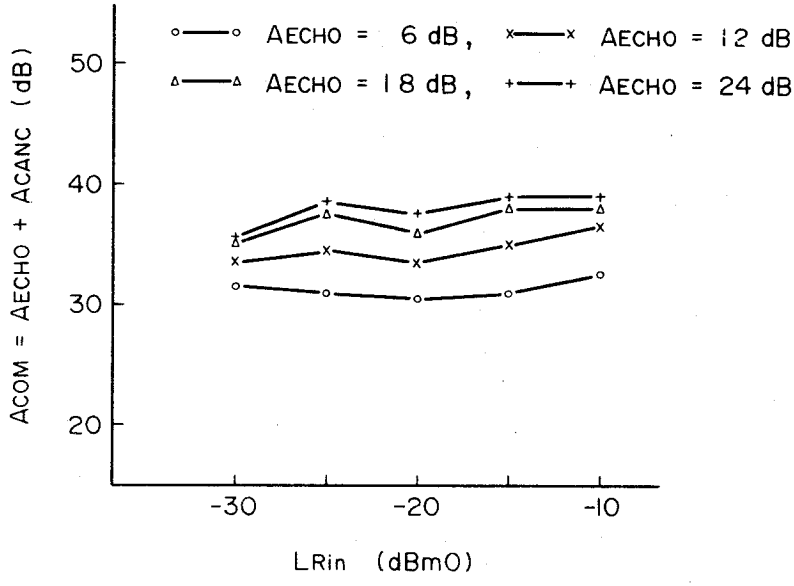


図 6. 7　帯域制限白色雑音入力時の収束試験結果

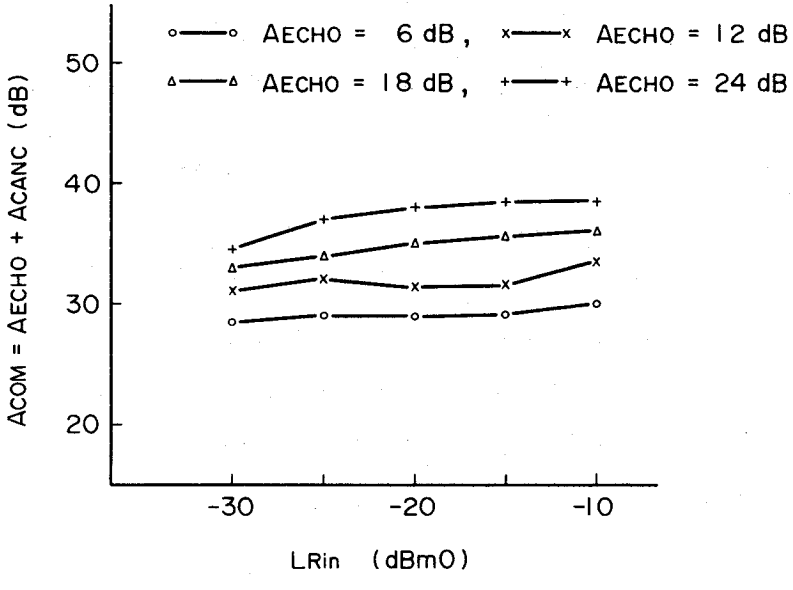


図 6. 8　擬似電話信号入力時の収束試験結果

(3) 雑音環境下の特性

雑音がエコーに重畳している場合の打消量を図6.9に示す。試作装置では，線形予測係数を0としステップゲインα_jを一定値に固定すると，通常の学習同定法によるエコーキャンセラと同一構成となるため，比較データとしてその場合の測定値を示す。なお，ステップゲインとしては通常用いられる$\alpha=2^{-2}$とした。図より明らかなように，試作装置では雑音レベルL_{NOISE}の値が大きくなり，SN比が劣化しても打消量の劣化は従来の方式に比して少ない。更に，試作装置と従来方式との打消量の差は，SN

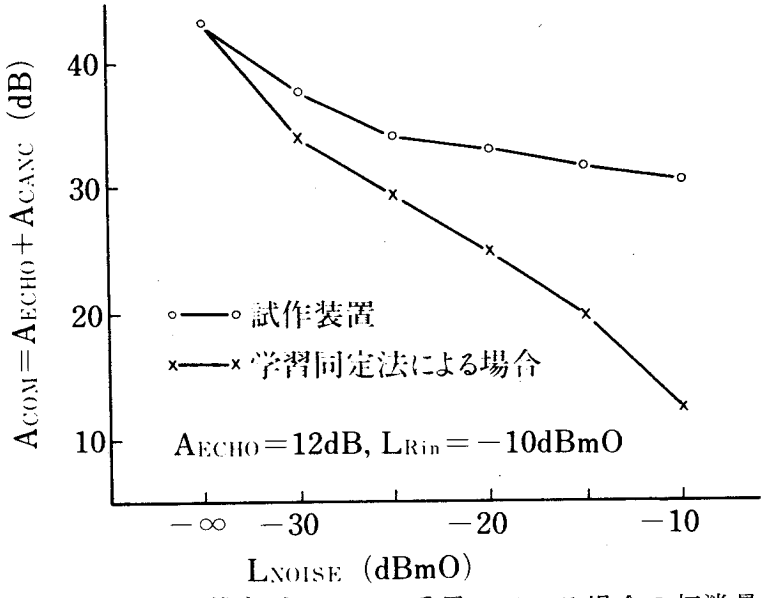


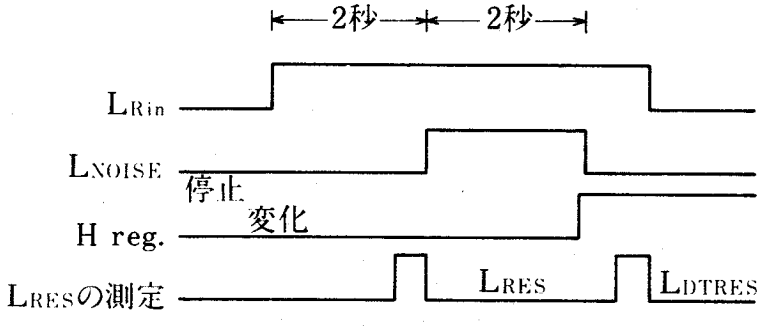
図6.9　雑音がエコーに重畳している場合の打消量

比が劣化する程大きくなり，試作装置は回線雑音の多いエコーパスに対しても，良好な打消量を示すことが確認できる。

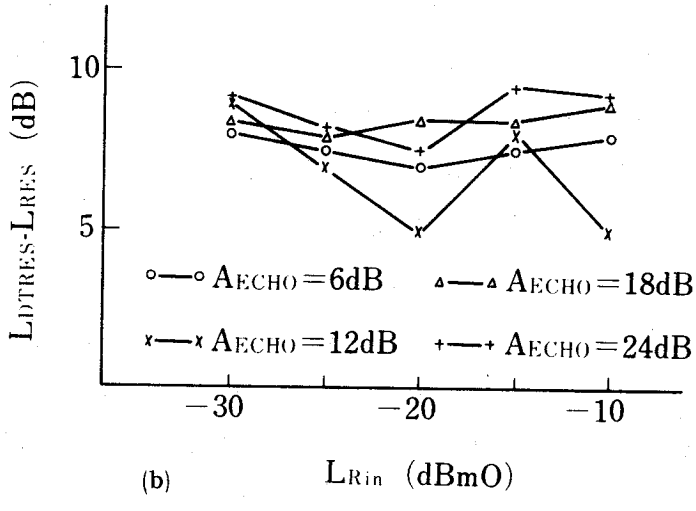
なお，適応線形予測形アルゴリズムでは原理的には雑音レベルが増加しても打消量は劣化しないが，実際の測定値では低下している。これは，雑音レベルの高い回線ではステップゲインα_jの値が小さくなるため，残留エコーレベルが比較的高いところで修正量がHレジスタの量子化精度より小さくなり，Hレジスタの内容の修正が進まなくなるためである。

(4) 双方向同時通話時の特性

双方向同時通話時の特性試験として，図6.10(a)に示すような状態の双方向同時通話が起きた場合の打消量の低下を図6.10(b)に示す。図6.10において，L_{DTRES}は双方向同時通話後の残留エコーレベルを表わしている。適応線形予測形アルゴリズムでは，雑音レベルの推定に，式(5.21)に示すようにk個の移動平均値を用いる。雑音レベル推定器の出力は2サンプル遅れてエコーキャンセル部に送られるため，図6.10(a)に示すような信号シーケンスでは重畳通話になった瞬間打消量が低下する。図6.10(b)で示される打消量の低下分の大半はこのためである。し



(a) 双方向話時通話のタイムチャート



(b)

図6.10 双方向同時通話時の特性試験結果

かし，実際の通話での双方向同時通話では図6.10(a)に示すような状態はほとんど起らず，雑音レベルは連続的に変化する場合がほとんどであるから，図6.10(b)の結果は最悪の場合の結果を示していることになる。

次に，雑音レベルL_{NOISE}を徐々に増加させた場合の打消量の劣化を図6.11に示す。雑音レベルが徐々に増加する場合には従来の双方向同時通話検出方式では大幅に打消量が低下するが，図6.11から明らかな

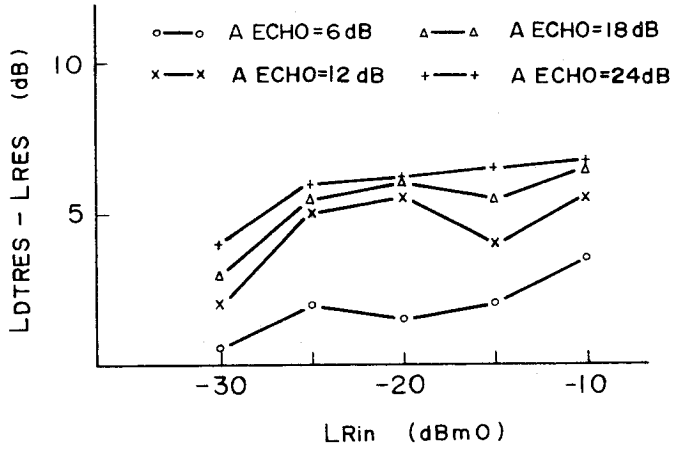


図6.11　雑音レベルL_{NOISE}を徐々にL_{Rin}まで増加された場合の打消量の劣化

ように，本試作装置では打消量の劣化は1〜6dB程度で済んでいる。以上のことから明らかなように，本試作装置では双方向同時通話状態でも打消量の劣化がほとんどなく，パラメータ誤差の増大を防ぎ得る。

なお，雑音レベルを徐々に増加させた場合は打消量の劣化は生じないはずであるが，最高6dBもの劣化が生じているのは，以下の理由である。すなわち，試作装置ではHレジスタのビット数削減のため，Hレジスタの量子化方法として指数部(E)3ビット仮数部(M)8ビットとする表現を用いている。このため，修正量c_{ij}を加算する場合Hレジスタ内の$\hat{h}_{ij}$の値により，修正量c_{ij}の効果が異なり，特に$\hat{h}_{ij}$の値が大きい場合修正量c_{ij}の値によっては修正がほとんど行われない場合が生じる。このため，修正量c_{ij}の効果を$\hat{h}_{ij}$の値に対して平均化させるため，修正量c_{ij}に一定量を乗じることにより，少なくとも推定量$\hat{h}_{ij}$の仮数部

のLSB(Least Significant Bit)を変化させるという方法を用いている。このため，修正量c_{ij}の値が推定量$\hat{h}_{ij}$の値によっては実際の修正量よりかなり大きくなることがあり，その結果パラメータ誤差が増大し打消量が低下する。従って，Hレジスタの仮数部の量子化ビット数を増加させるか，若しくは線形符号化を採用することにより，双方向同時通話時の打消量の低下は一層小さくすることが可能である。

(5) フェーズロールに対する特性

一般にエコーパスの信号伝搬特性は，通常の通話時間中は私設交換機による内線電話機間の切り替え等を除いては，ほぼ定常とみなし得る。しかし，図6.12に示すように，エコーパスの途中に搬送波回線(キャリアシステム)が存在し，その変復調周波数に周波数のずれがあるとフェーズロール現象が生じる。この結果エコーパスのインパルス応答波形自身が変復調のずれの周波数で変調を受け，インパルス応答波形が時間軸を中心に単振動し，時変動性を示すことになる。

図6.13に，試作エコーキャンセラのフェーズロールによる打消量の変化を示す。周波数のずれが0.2Hz程度であれば，打消量の劣化は10dB

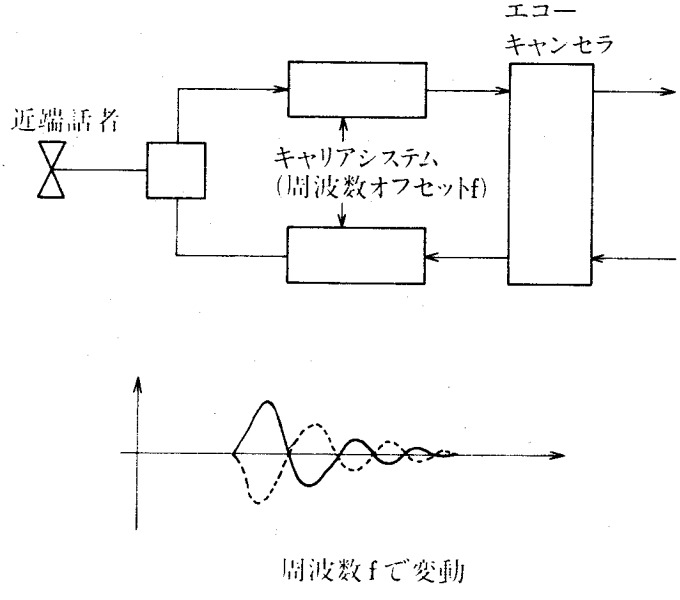


図6.12　エコーパスのキャリアシステムとフェーズロール現象

程度であるが，周波数のずれが大きくなる程打消量の劣化は大きくなり，周波数のずれが1Hz以上になると打消量は大きく劣化し，5dB程度の打消量しか示さない。このため，0.2Hz程度以上のフェーズロールに対してはPLL（Phase Locked Loop）等を用いたフェーズロール対策[61]等の検討が必要であると考えられる。

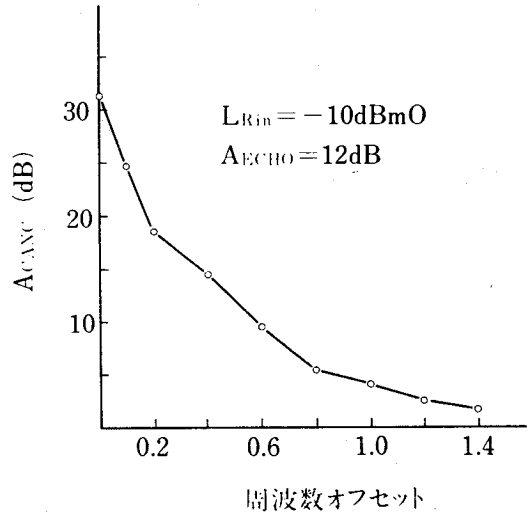


図 6.13　フェーズロールのオフセット周波数と打消量の関係

6.5 考　　察

本節においては実験によって得られた結果や筆者自身が実験を通じていだいた考えなどをまとめ，本研究のしめくくりにかえる。

(1) 適応推定アルゴリズムについて

適応線形予測形アルゴリズムは，エコーキャンセラの適応推定アルゴリズムとして必要な (i)音声信号入力時における高速収束性，(ii)雑音存在時での良好な打消量特性及び，(iii)双方向同時通話時でのパラメータ誤差の増大の防止を満足した。更に，従来のエコーキャンセラで一般に用いられている双方向同時通話検出・制御方式，すなわち送信回線の信号レベルが受信回線の信号レベルから一定のバイアス値を差引いた値より低い場合にはエコーパスモデルの修正を行い，逆の場合には双方向同時通話状態とみなしてエコーパスモデルの修正を停止するという方法では

原理的に解決できない問題，すなわち，公衆電話網の送信回線および受信回線の信号レベルのずれに起因するエコーキャンセラの誤動作および極端にエコーパス損失の少ないエコーパスに接続された際にエコーを近端話者信号とみなしてモデルの修正が進まない等の問題を解決できる。その結果，単にエコーキャンセラの特性を向上し得るばかりではなく，エコーキャンセラが良好な動作特性を示し得る公衆電話網の範囲を拡大することができる。

(2) 試作装置について

試作装置は，ＰＣＭ回線に接続されるタイプＣのエコーキャンセラとして，Ｈレジスタの量子化ビット数，修正量演算方法等に関する簡略化の検討を基に，エコーキャンセラ用ＬＳＩのモックアップ装置として設計された。試作装置は，打消量，収束速度，更に雑音レベルの高いエコーパスに接続された場合の打消量等について良好な結果を示しており，ほぼ初期の目標を達し得た。なお，双方向同時通話時において，数ｄＢ程度の打消量の劣化が生じる。これは，Ｈレジスタの量子化に対数表現を用いているので，Ｈレジスタ内の値によっては修正量の加算の際に実際の修正量より大きな値を加える結果になっているためである。このため，Ｈレジスタの量子化については，対数表現の際の仮数部のビット数の増加あるいは線形符号の採用についての検討が必要である。

試作装置ではオフセット周波数が0.2Hz以上のフェーズロール現象に対しては，打消量の劣化が大きくなる。ほとんどのエコーパスにはフェーズロール現象は存在しないか若しくは存在してもオフセット周波数は極めて小さいといわれている。しかし，若干のエコーパスについてはオフセット周波数2Hz程度になることがある。このため，周波数オフセットを自動的に補償するＰＬＬ回路の内蔵等，フェーズロール対策に対する検討が必要である。

(3) 評価方法について

エコーキャンセラの評価試験については，打消量，収束速度等に関する性能評価試験と，通話者による主観評価試験が有る。主観評価試験は

性能評価試験と異なり，単に平均評価点（Mean of Score）を得るだけでも，ぼう大なデータが必要となる。更に，主観評価試験では遠話*，回線雑音等の公衆電話網におけるエコー以外の通話品質劣化要因の影響，および長遅延電話による通話への慣れ，通話者の話しの調子等の個人的な要因の影響が大きい。このため，性能評価試験結果と主観評価試験結果との定量的な関係は必ずしも明らかでない。例えば，センタクリッパの導入による微弱な残留エコーの除去効果とそれに起因する微弱なクリック性雑音の発生による通話品質の劣化に関して，センタクリッパの効果に関する評価は必ずしも一定していない。本試験装置においても，損失が極めて少ないエコーパスに接続された場合は，従来のエコーキャンセラより明らかに優れた特性を示す。一方，平均的な損失を有するエコーパスに接続された場合，装置構成の簡略化により双方向同時通話直後に若干のエコーが漏れている現象が，どの程度通話品質を劣化させるか必ずしも明らかでない。更に，回線雑音の多いエコーパスに接続された場合に若干エコーが漏れ，エコーのような了解性の雑音が回線雑音のような非了解性の雑音にマスクされるが，この場合の了解性の雑音の通話品質に与える影響等が未検討である。

以上述べたような性能評価試験結果と主観評価試験結果との関連に関する検討は，今後エコーキャンセラの実用化の際の重要な点の１つとなる。この問題は種々の要素が関連した難しい問題であり，今後数多くの実験及び音響心理学的な検討が必要である。

(4) エコーキャンセリング技術の応用について

通信の分野における適応フィルタあるいはパラメータ推定の応用分野は，自動等化器，エコーキャンセラ，全二重変復調器，アレイアンテナ，狭帯域伝送用音声信号処理，画像処理等数多くの分野に広がりつつある[62]。これら数多くの分野の中で，音声信号を入力信号としてパラメータ推定を行い，出力誤差を最小化するというエコーキャンセラと同様の

＊ 通話路での損失が大で，相手の声が聞こえにくい現象

定式化が行なえる分野として，拡声電話機のハウリング防止*，転送電話システムにおけるシンギング防止**，双方向中継増幅器の発散防止等の分野がある。これらの分野は適応フィルタの適用分野として，現在研究が始まったばかりであり，本論文で述べたエコーキャンセリング技術のこれらの分野への応用に関する検討が望ましい。特に，転送電話システムのシンギング防止等はエコーキャンセラと同様，パラメータ推定の対象が電気信号の伝搬特性であるのに対し，拡声電話機のハウリング防止の場合はパラメータ推定の対象が音響信号の伝搬特性であることから，より次数の高いインパルス応答モデルが必要になると予想される。

エコーパスモデルの次数の低減化のために，エコーパスモデルとして自己回帰移動平均（Auto-Regressive Mean Average）モデルを用いることはGiltinらにより提案されている[63]。Giltinらの提案では自己回帰移動平均モデルのパラメータを決定するのに式誤差モデルが用いられているが，式誤差モデルでは雑音が存在する場合推定値がバイアスを有する欠点がある。このため，筆者らはモデル規範形適応制御システム（Model Reference Adaptive System）を基本として，実誤差モデルを用いることによりバイアスを持たない推定値を得るアルゴリズム[64]のエコーキャンセラへの応用について検討している[65]。この方法は，エコーキャンセラにおいても重要であるが，特に拡声電話機のハウリング防止のように，インパルス応答モデルではモデルの次数が極めて高くなる対象についての利用が有効である。

6.6 まとめ

本章では，5章で述べた適応線形予測形アルゴリズムを基本とした適応推定アルゴリズムを用いたエコーキャンセラを試作し，性能評価試験を行ったことについて述べた。

性能評価試験の結果，試作エコーキャンセラは打消量，収束速度及び雑

＊ ＊＊　ハウリング，シンギング共に閉ループでの利得が大きく発振が生じることを指すが，一般に閉ループに音響系を含む場合ハウリング，伝送路の場合シンキングと呼ばれる。

音が存在する場合の打消量において良好な結果を示すと共に，双方向同時通話時においても打消量の低下をほぼ十分に抑えることが実証され，適応推定アルゴリズムの優秀性および試作エコーキャンセラの構成方式の妥当性等が確認された。なお，フェーズロールにより打消量がかなり低下することが明らかとなり，ＰＬＬ等を用いてオフセット周波数を自動的に補償する方法等の検討が課題として残された。

最後に，本研究のまとめとして，適応推定アルゴリズム，試作装置等について幾つかの考察が述べられている。

7. 結　論

本論文は，エコーキャンセラにおける適応推定アルゴリズムに関する理論的考察およびハードウェアによるその検証という点を主眼に研究した結果を整理したものである。

適応形エコーキャンセラは，エコーパスの信号伝搬特性を規定するパラメータを推定するパラメータ推定問題に帰着されるが，従来適応フィルタ問題として扱われ，適応アルゴリズムとして学習同定法が用いられることが多かった。学習同定法を基礎とするエコーキャンセラは，音声信号入力に対して収束が遅く通話の初期にエコーが漏れるといった欠点と共に，双方向同時通話時のようにＳＮ比が大幅に劣化する場合には雑音がパラメータ推定量に大きく影響し，残留エコー（出力誤差）が増大する欠点を有していた。

本論文は，エコーパスの信号伝搬特性を表わすモデルとして離散形インパルス応答モデルを用い，音声信号を入力信号とする離散形インパルス応答のパラメータ推定問題としてエコーキャンセラを定式化し，音声信号の性質を利用した逐次推定アルゴリズムについて検討した。

まず，モデルの次数Ｎに比例する演算量でカルマンフィルタを構成できる高速カルマンフィルタをエコーキャンセラに適用する方法について検討し，シミュレーション実験により学習同定法に比して約５倍程度の収束速度を有し，かつ大幅な打消量の増加を可能とすることを明らかにした。更に，音声信号を入力信号とする逐次形パラメータ推定問題においては，入力音声信号が有声音か無声音かにより大幅に収束速度は異なること，及び有声音入力時には信号そのものの性質のため，カルマンフィルタのように入力信号の共分散行列の逆行列を用いて入力信号の直交化を行っても，パラメータ誤差の減少は極めて少ないことを明らかにした。

次に，有声音及び無声音入力時の収束速度の違いに関する検討結果に基づき，主として無声音入力時に注目し，音声生成モデルを基礎とする高速収束アルゴリズムである線形予測形アルゴリズムを提案し，その収束速度等について検討した。実音声入力によるシミュレーションの結果，線形予測形アル

ゴリズムの収束速度は高速カルマンフィルタより若干劣るものの，学習同定法に比して約3倍程度の収束速度を示すことを明らかにした。更に，線形予測形アルゴリズムの演算量は学習同定法の1.5倍程度で，高速カルマンフィルタの約1/3で済むことを明らかにした。

続いて，回線雑音が存在する場合の線形予測形アルゴリズムの特性に関する検討結果に基づき，回線雑音が存在する場合の収束速度と定常状態での打消量とを同時に向上させるため，線形予測形アルゴリズムを基本としてステップゲインの逐次最適化を行う適応線形予測形アルゴリズムを提案した。シミュレーション等による検討の結果，適応線形予測形アルゴリズムを用いるエコーキャンセラは収束速度及び定常状態での打消量共に良好な値を示すことが明らかとなった。また，双方向同時通話時にもパラメータ誤差の増大はなく，双方向同時通話検出器等の双方向同時通話に対する特別な対策は不要であることを明らかにした。

更に，適応線形予測形アルゴリズムを基本としたエコーキャンセラを試作し，性能評価試験を行った。性能評価試験により，試作エコーキャンセラは打消量，収束速度及び雑音が存在する場合の打消量において良好な結果を示すと共に，双方向同時通話時においても打消量の低下をほぼ十分に抑えることが実証され，適応推定アルゴリズムの優秀性および試作エコーキャンセラの構成方式の妥当性が確認された。

最後に，試作装置については定常的な時変動性を示すフェーズロール現象に対する対策についての検討が残されている。また，エコーキャンセラの通話品質評価試験方法の検討も今後の重要な検討課題である。更に，拡声電話機のハウリング防止等に関するエコーキャンセリング技術の適用に関する検討及びそれに関連して自己回帰移動平均モデルの適用の検討も重要な問題であり，これらの問題については今後の検討に待つ処が大である。

謝　辞

筆者の修士課程在学中にパターン認識に関するテーマを与えられ，それ以来本研究完了迄終始御指導下さった大阪大学基礎工学部桜井良文教授に心かから感謝の意を表する。

また，本研究をまとめるにあたり，種々の有益な御教示を頂いた大阪大学基礎工学部坂和愛幸教授，須田信英教授，高島堅助教授並びに有本卓教授に対し深く感謝の意を表する。

本研究の遂行中の上司であり，御指導を賜わったＫＤＤ取締役中込雪男博士，ＫＤＤ研究所所長鍜治弘博士，同副所長寺村浩一博士に深く感謝の意を表する。

本研究をまとめるにあたり，種々の有益な御教示を頂いた大阪大学基礎工学部制御工学科井口征士助教授ならびに千原国宏博士に対し深く感謝の意を表する。また，筆者が大阪大学工学部電子工学科在学中に，学士卒業研究に関し御指導賜わった梶谷文彦博士（現，川崎医大教授）に深く感謝する。

ＫＤＤ研究所主任研究員天野橘太郎博士には，日頃より御指導を賜わった。ここに厚く御礼申し上げる。ＫＤＤ海外協力部部長高橋泰司氏の研究所在任中の御指導に感謝する。ＫＤＤ研究所端末装置研究室長樗松明博士には，日頃より御指導を賜わり，また本研究発表のため種々のお骨折りを頂いた。ここに厚く御礼申し上げる。ＫＤＤ技術計画部調査課長服部尚彦氏並びに情報処理研究室長小野欽司氏には，筆者が端局装置研究室および情報処理研究室に在職中，上司として賜わった種々の貴重な御指導に厚く感謝する。

本研究は，筆者が端局装置研究室に在職中開始したものであるが，研究開始当初より本研究の全過程において卓越した見通しをもって御指導下さると共に，研究の進め方，論文の構成の仕方に数々の御教示を頂いたＫＤＤ研究所主任研究員来山征士氏に無量の感概をもって御礼申し上げる。氏の御援助なしには本研究は成り立たなかったと思われる。

ＫＤＤ研究所主任研究員榊博史博士には，本研究の開始に当り貴重な御指摘を賜わったことに深く感謝する。ＫＤＤ資材部調査役佐藤明氏は，ＫＤＤ

におけるエコーキャンセラ研究のパイオニアとして，本研究の過程において多くの貴重な御指導を頂いた。ここに深く感謝の意を表する。ＫＤＤ研究所主任研究員衣畑晃治博士には，研究の遂行方法について広く御教示を頂くと共に，本研究の開始に当り貴重な示唆を賜わった。ここに厚く御礼申し上げる。端末装置研究室研究員小西和憲氏には，筆者のＫＤＤ研究所における研究生活を通じて広く研究の進め方について御討論頂くと共に，本研究の開始に当り貴重な御教示を頂いた。これらがこの研究に大きく役立っている。ここに厚く御礼申し上げる。ＫＤＤ国際機構部田村潤三氏の研究所端末装置研究室在職時に頂いた有益な御討論・御教示に対し深く感謝する。ＫＤＤ研究所主任研究員石上彦一博士（現，東海大学工学部教授）並びに端末装置研究室研究員谷戸文広氏には，音声信号処理全般について貴重な御討論を賜わった。この御援助に対し深く感謝の意を表する。

最後に本研究に関する計算作業を迅速，適確に行って下さったシステム科学研究所㈱石井清氏，大木浩氏を始めシステム科学研究所㈱関係各位に御礼申し上げると共に，試作装置の製造に当られた日本電気㈱伝送事業部第一開発部田島睦也氏を始め関係各位に深謝する。

文　献

1. 第1章

(1) Sondhi, M.M. and Presti, A.J. : "A self-adaptive echo canceller", Bell Syst. Tech.J., 45, p.1851 (Dec.1966).

(2) Becker, F.K. and Rudin, H.R. : "Application of automatic transversal filters to the problem of echo suppression", Bell Syst. Tech.J., 45, p.1847 (Dec.1966).

(3) Sondhi, M.M. : "An adaptive echo canceller", Bell Syst. Tech.J., 46, 3, p.487 (March 1967).

(4) Rosenberger, J.R. and Thomas, E.J. : "Performances of an adaptive echo canceller operating in a noisy, linear, time-invariant environment", Bell Syst. Tech.J., 50, 3, p.785 (March 1971).

(5) Thomas, E.J. : "An adaptive echo canceller in a nonideal environment (nonlinear or time variant)", Bell Syst. Tech.J., 50, 8, p.2779 (Oct.1971).

(6) Thomas, E.J. : "Some considerations on the application of the Volterra representation of nonlinear networks to adaptive echo cancellers", Bell Syst. Tech.J., 50, 8, p.2797 (Oct.1971).

(7) Campanella, S.J., Suyderhoud, H.G. and Onufry, M. : "Analysis of an adaptive impulse response echo canceller", COMSAT Tech. Rev., 2, 1, p.1 (Sept.1972).

(8) Suyderhoud, H.G., Campanella, S.J. and Onufry, M. : "Results and analysis of a worldwide echo canceller field trial", COMSAT Tech. Rev., 15, 2, p.253 (Fall 1975).

(9) Demytko, N. and Mackechnie, L.K. : "A high speed digital echo canceller", Austral. Telecommun. Rev., 7, p.20 (1973).

(10) Horna,O.A.："Echo canceller with adaptive transversal filter utilizing pseudo-logarithmic coding", COMSAT Tech. Rev., 7,2, p.393 (Fall 1977).

(11) 佐藤，来山，田村，榊，新谷，黒田："時分割多重エコーキャンセラ"，信学技報，CS77−56 (1977-09).

(12) 荒関，伊藤，落合："マイクロプロセッサ化エコーキャンセラ"，信学技報，CS77−111 (1977-10).

(13) Duttweiler,D.L.："A twelve-channel digital echo canceller", IEEE Trans. Commun., COM-26,5, p.647 (May 1978).

(14) Duttweiler,D,L. and Chen,Y.S.："A single-chip VLSI echo canceller", Bell Syst. Tech. J., 59,2, p.149 (Feb. 1980).

(15) Höge,H.："Analysis of an adaptive echo canceller with optimized gradient gain", Siemens Res. Dev. Rep., 4,3, p.127 (March 1975).

(16) Ochiai,K., Araseki,T. and Ogihara,T.："Echo canceller with two echo path models", IEEE Trans. Commun., COM-21, 6, p.589 (June 1977).

(17) 板倉，西川："カルマンフィルタを用いたエコーキャンセラのアルゴリズムとその簡略化"，信学論(A)，J62−A,1, p.50(昭54-01).

2. 第2章

(18) 佐藤，来山，田村："長遅延回線における遅延とエコーの影響"，信学論(B)，J61−B,2, p.113 (昭53-02).

(19) 田中，田島："電話回線におけるエコー制御技術"，信学誌，62,1, p.53 (1979-01).

(20) CCITT(The International Telegraph and Telephone Consultative Committee):Orange book, vol. Ⅲ-2, Supplement 2 (1977).

(21) CCITT："Echo suppressors", CCITT Recommendation G.164, Yellow book (1980).

(22) 佐藤，新谷，竹内，来山："適応制御形ディジタルエコーサプレッサの主観評価試験結果"，昭55信学総全大 (1973-03).

(23) 三浦，小林，佐藤，長田："無切断反響阻止装置"，信学論(A)，J51-A, 42, p.259 (昭43-07).

(24) Widrow,B., Glover,Jr., J.R., Kaunitz,J., Williams,C.S., Hearn,R.H., Eugendong,Jr.,J.Z. and Goodlin,R.C.："Adaptive noise cancelling；Principles and applications", Proc. IEEE, 63,12, p.1692 (Dec. 1975).

(25) Sondhi,M.M. and Berkley,D.A.："Silencing echoes on the telephone network", Proc. IEEE, 68,8, p.948 (August 1980).

(26) Eykhoff,P.："System identification", John Wiely (1977).

(27) 相良，秋月，中溝，片山："システム同定"，計測自動制御学会(昭和56-02).

(28) Robbins,H. and Monro,S.："A stochastic approximation method", Ann. Math. Statist., 22, p.400 (1951).

(29) Nagumo,J. and Noda,A.："A learning method for system identification", IEEE Trans. Autom. Control, AC-12,3, p.282 (June 1967).

(30) Widrow,B. and Hoff,M.E.："An adaptive switching circuit", WESCON Conv. Rec., 4, p.96 (1960).

(31) Widrow,B., Mccool,J.M., Larimore,M.G. and Johnson, Jr., C.R.："Stationary and nonstationary learning characteristics of LMS adaptive filter", Proc. IEEE,64, 8, p.1151 (August 1976).

(32) Widrow,B., Mantey,P., Griffiths,L. and Goode,B.："Adaptive antenna systems", Proc. IEEE, 55, p.2143

(Dec. 1967).

(33) Lucky.R.W. : "Automatic equalization for digital communication", Bell Syst. Tech. J., 44, p.547 (April 1965).

(34) Gersho,A. : "Adaptive equalization of highly dispersive channels for data communication", Bell Syst. Tech. J., 48, p.55 (Jan. 1969).

(35) Kim, J.K. and Davisson, L.D. : "Adaptive linear estimation for stationary M-dependent processes", IEEE Trans. Inform. Theory, IT-21, p.23 (Jan. 1975).

(36) Daniell,T.P. : "Adaptive estimation with mutually correlated training sequences", IEEE Trans. Syst. Sci. Cybern. SSC-6, p.12 (Dec. 1970).

(37) Sondhi,M.M. and Mitra,D. : "New results on the performance of a well-known class of adaptive filters", Proc. IEEE, 64,11, p.1583 (Nov. 1976).

(38) Willsky,A.S. : "Digital signal processing and control and estimation theory; Points of tangency, areas of intersection, and parallel directions", MIT Press (1979).

3. 第3章

(39) Virupaksha,K. : "A new development in echo cancellation technique", 3 rd Int. Conf. Digital Satellite Commun., p.232 (Nov. 1975)

(40) 田村, 佐藤, 来山 : "予測符号化方式のエコー制御への適用", 信学技報, CS76-31 (1976-06).

(41) Ljung,L., Morf,M. and Falconer,D. : "Fast calculation of gain matrices for recursive estimation scheme", Int. J. Control. 27,1, p.1 (Jan. 1978).

(42) 有本卓："カルマンフィルタ"，産業図書（昭和52-01）.

(43) 山本，来山，田村，千原，桜井："高速カルマンフィルタを用いたエコーキャンセラのアルゴリズムとその特性"，信学論(B)，J64-B，4，p.318（昭和56-04）.

(44) Markel,J.D. and Grey,Jr.,A.H.："Linear prediction of speech"，Springer-Verlag (1976).

(45) CCITT："Echo cancellers"，CCITT Recommendation G.165，Yellow book (Nov. 1980).

(46) 川島将男："PCM通信システム"，電子通信学会（昭49-12）.

4. 第4章

(47) 斎藤収三："音声認識〔I〕；音声の分析と特徴パラメータ"，信学誌，65,1，p.76（昭和57-01）.

(48) Levinson,N.："The Wiener rms(root-mean-square) error criterion in filter design and prediction"，J.Math.Phys.，25，p.261 (Jan. 1947).

(49) Durbin,J.："The fitting of time-series models"，Rev. Inst. Stat.，28，p.233 (1960).

(50) Yamamoto,S.，Kitayama,S.，Tamura,J. and Ishigami,H.："An adaptive echo canceller with linear predictor"，Trans. IECE Japan，E62,12，p.851 (Dec. 1979).

(51) 山本，来山："線形予測形エコーキャンセラの再帰形構成について"，昭和56年度電子通信学会情報・システム部門全国大会，335 （昭和56-10）.

(52) 山本，来山："線形予測を用いる適応フィルタリングアルゴリズムの実誤差モデル化について"，信学論(A)，J65-A，6，p.583 （昭和57-06）.

(53) 雛元，前川："拡張された学習同定法について"，電気学会論文誌C，95,10，p.227（昭和50-10）.

5. 第5章

(54) Wehrman,R., Van der List,J. and Meissner,P.:"Suboptimum gradient method for the adjustment of echo cancellers in a noisy environment", 4th Int. Conf. Digital Satellite Commun. (Oct. 1978).

(55) 野田，波多野："因果律的最適同定法"，計測と制御，14,2, p.122 (1974-04).

(56) Yamamoto,S. and Kitayama,S.:"An adaptive echo canceller with variable step gain method", Trans IECE Japan, E65, 1, p.1 (Jan. 1982).

6. 第6章

(57) 山本，来山："ディジタルエコーキャンセラの構成方式に関する二・三の考察"，信学技報，CS81-185 (1982-02).

(58) 山本，来山，榑松："適応線形予測形エコーキャンセラの試作"，信学論(B)，J65-B, 10 (昭和57-10)掲載予定.

(59) CCITT:"Description of adjustment of the reference system for the determination of AEN", CCITT Recommendation P.44, Orange book (1977).

(60) CCITT:"Conventional telephone signal", CCITT Recommendation G.227, Yellow book (1980).

(61) Giltin,R.D. and Thompson,J.S.:"A phase adaptive structure for echo cancellation", IEEE Trans. Commun., COM-26,8, p.1211 (August 1978).

(62) 榊，山本："カルマンフィルタの通信への応用"，信学誌，64,8, p.818 (昭和56-08).

(63) Giltin,R.D. and Thompson,J.S.:"A new structure for adaptive digital echo cancellation", Proc. Nat. Telecommunication Conf., 8,2, p.1 (1976).

(64) Landau, I.D. : "Unbiased recursive identification using model reference adaptive techniques", IEEE Trans. Autom. Control, AC-21, 2, p.194 (April 1976).

(65) 山本，来山："エコーキャンセラの適応アルゴリズムとモデル規範形適応システムの適用の試み"，信学全国大会，S1-13，(昭和57-08).

(66) 田村，来山，山本，石上："線形予測差分形エコー制御方式における量子化の影響"，信学技報，CS79-137 (1979-09).

(67) Giltin, R.D., Mazo, J.E. and Taylor, M.G. : "On the design of gradient algorithm for digitally implemented adaptive filters", IEEE Trans. Circuit Theory, CT-20, 2, p.125 (March 1973).

付録A－1　最大傾斜法を基礎とするアルゴリズムの収束性[3] [29] [37]

今，$\triangle \mathbf{h} = \mathbf{h} - \hat{\mathbf{h}}$

とおくと，式（2・5）より，雑音がない場合

$$\frac{d\triangle \mathbf{h}}{dt} = -KF(\triangle \mathbf{h}'\mathbf{x})\mathbf{x} \qquad (A1\cdot1)$$

両片に左側より $2\triangle \mathbf{h}'$ を掛け

$$2\triangle \mathbf{h}'\frac{d\triangle \mathbf{h}}{dt} = \frac{d}{dt}(\triangle \mathbf{h}'\triangle \mathbf{h}) \qquad (A1\cdot2)$$

であることを用いると

$$\frac{d}{dt}(\triangle \mathbf{h}'\triangle \mathbf{h}) = -2KeF(e) \qquad (A1\cdot3)$$

関数 $F(e)$ は e と同じ符号を持ち，$e=0$ の時のみ $F(e)=0$ であることから，$\triangle \mathbf{h}'\triangle \mathbf{h}$ は単調減少関数となる。

次に，式（A1・3）の両辺を $t=0$ から $t=\tau$ までの区間にわたって積分すると，

$$\triangle \mathbf{h}'\triangle \mathbf{h}\,|_{t=0} - \triangle \mathbf{h}'\triangle \mathbf{h}\,|_{t=\tau} = 2K\int_0^{\tau} eF(e)\,dt \qquad (A1\cdot4)$$

$\triangle \mathbf{h}'\triangle \mathbf{h}$ は単調減少関数であるから，式（A1・4）の左辺は $\triangle \mathbf{h}'\triangle \mathbf{h}\,|_{t=0}$ 以下となる。従って，$\tau\to\infty$ とすると，式（A1・4）の右辺の被積分関数 $eF(e)$ は零にならなければならない。関数 $eF(e)$ は $e=0$ の時のみ零となるので，雑音 $n(t)$ が存在しない場合は，残留エコー e は零になることがわかる。

一方，雑音 $n(t)$ が存在する場合は

$$\frac{d}{dt}(\triangle \mathbf{h}'\triangle \mathbf{h}) = -2KeF(e+n(t)) \qquad (A1\cdot5)$$

となる。従って，式（A1・5）の右辺が負になる場合，すなわち，$e+n(t)$ が e と同じ符号を有する場合は，$\triangle \mathbf{h}'\triangle \mathbf{h}$ は単調減少関数となる。このことから，雑留エコー e が雑音 $n(t)$ に比して十分大きい限りは，雑留エコー e は減少して行く。

離散時間形表現である式（2・6）については

$$\triangle \mathbf{h}_j = \mathbf{h} - \hat{\mathbf{h}}_j$$

とおくと，

$$\triangle \mathbf{h}_{j+1} = \triangle \mathbf{h}_j - KTF(e_j)\mathbf{x}_j \tag{A1・6}$$

より，両辺の２乗をとると

$$\|\triangle \mathbf{h}_{j+1}\|^2 = \|\triangle \mathbf{h}_j\|^2 - 2KTF(e_j)e_j + (KTF(e_j))^2\|\mathbf{x}_j\|^2 \tag{A1・7}$$

となる。それ故，式（A1・7）の右辺の後半２項の和が負であれば，$\|\triangle \mathbf{h}_j\|^2$ は単調減少関数となる。すなわち，

$$K < \frac{2}{T} \cdot \frac{e_j}{F(e_j)} \cdot \frac{1}{\|\mathbf{x}_j\|^2} \tag{A1・8}$$

であれば，$\|\triangle \mathbf{h}_j\|^2$ は単調減少関数となり

$$\|\triangle \mathbf{h}_0\|^2 - \|\triangle \mathbf{h}_j\|^2 = \sum_{i=0}^{j-1} \{ 2KTF(e_i)e_i + (KTF(e_i))^2 \|\mathbf{x}_i\|^2 \} \tag{A1・9}$$

から，$\lim_{j\to\infty}(\|\triangle \mathbf{h}_0\|^2 - \|\triangle \mathbf{h}_j\|^2)$ とすると，式（A1・9）の右辺の被和関数は零にならなければならない。すなわち，離散時間形表現においても，同様に残留エコー e_j は零になる。

一方，これに対しインパルス応答モデルのパラメータ誤差が零に収束する条件，すなわち離散時間形表現において $\|\triangle \mathbf{h}_j\|^2$ が零に収束する条件は，単に式（A1・8）が成立する条件，すなわち学習同定法において

$$\alpha = \frac{K}{\|\mathbf{x}_j\|^2} < 2$$

となる条件以外に，文献(29)若しくは(37)に示されるように入力信号 x_j に対し一定の条件が必要となる。

付録A－2　高速カルマンフィルタアリゴリズムの略証

ここで高速カルマンフィルタアルゴリズムの簡単な説明を行う。詳しくは文献(41)を参照されたい。

高速カルマンフィルタアルゴリズムは

$$\mathbf{k}_j = \left(\sum_{i=1}^{j} \mathbf{x}_i \mathbf{x}_i' + sI\right)^{-1} \mathbf{x}_j \qquad (A2\cdot1)$$

を逐次求めるアルゴリズムである。式(A2・1)の$\mathbf{k}_j$が，カルマンフィルタアルゴリズムにおいて$R_W=0$とした際のカルマンゲイン

$$\mathbf{k}_j = P_j \mathbf{x}_j (\mathbf{x}_j' P_j \mathbf{x}_j + \sigma_n^2)^{-1} \qquad (A2\cdot2)$$

と一致することは，本文中に示した通りである。

今，式(A2・1)より

$$\mathbf{k}_j = \left(\sum_{i=1}^{j} \mathbf{x}_i \mathbf{x}_i' + sI\right)^{-1} \mathbf{x}_j = R_j^{-1} \mathbf{x}_j{}^{*} \qquad (A2\cdot3)$$

とおくと，

$$R_j \mathbf{k}_j = \mathbf{x}_j \qquad 又 \quad R_{j+1} \mathbf{k}_{j+1} = \mathbf{x}_{j+1}$$

次に，入力系列に新しいサンプル値x(j)を加えて，

$$\overline{\mathbf{x}}_j' = (x(j),\ x(j-1), \cdots, x(j-N))$$
$$= (x(j),\ \mathbf{x}_j') \quad 又は \quad (\mathbf{x}_{j+1}',\ x(j-N))$$

とおく。

$\overline{R}_j = \Sigma \overline{\mathbf{x}}_i \overline{\mathbf{x}}_i' + sI_P$，$I_P$：(N+1)×(N+1)単位行列

とおくと，上の$\overline{\mathbf{x}}_j'$の二つの表現を用いて$\overline{R}_j$は

$$_1\overline{R}_j = \begin{pmatrix} \Sigma x^2(i)+s, & \Sigma x(i)\mathbf{x}_i' \\ \Sigma x(i)\mathbf{x}_i, & \Sigma \mathbf{x}_i \mathbf{x}_i' + sI \end{pmatrix} = \left(\begin{array}{c|c} w_j & \mathbf{c}_j' \\ \hline \mathbf{c}_j & R_j \end{array}\right)$$

＊　以下Σはすべてi＝1からjまでとする。

$$
{}_2\overline{R}_j = \begin{pmatrix} \Sigma \mathbf{x}_{i+1}\mathbf{x}'_{i+1} + sI, & \Sigma x(i-N)\mathbf{x}_{i+1} \\ \Sigma x(i-N)\mathbf{x}'_{i+1}, & \Sigma x^2(i-N)+s \end{pmatrix} = \left(\begin{array}{c|c} R_{j+1} & \widetilde{\mathbf{c}}_j \\ \hline \widetilde{\mathbf{c}}'_j & \widetilde{w}_j \end{array}\right)
$$

と二通りの表現ができる。

ここで，$\mathbf{a}_j$，ζ_j，$\mathbf{b}_j$，β_j が次式を満たすと仮定する。

$$
{}_1\overline{R}_j \begin{pmatrix} 1 \\ \mathbf{a}_j \end{pmatrix} = \begin{array}{c} \begin{pmatrix} \zeta_j \\ \hline \mathbf{o} \end{pmatrix} \end{array} \begin{array}{c} 1 \\ N \end{array} \qquad (A2\cdot5)
$$

$$
{}_2\overline{R}_j \begin{pmatrix} \mathbf{b}_j \\ \hline \beta_j \end{pmatrix} = \begin{array}{c} \begin{pmatrix} \mathbf{o} \\ \hline 1 \end{pmatrix} \end{array} \begin{array}{c} N \\ 1 \end{array} \qquad (A2\cdot6)
$$

ただし，$\mathbf{o}$ はN次元oベクトル。

又，拡張カルマンゲイン $\overline{\mathbf{k}}_j$ を次のように定義する。

$$
\overline{R}_j \overline{\mathbf{k}}_j = \overline{\mathbf{x}}_j
$$

まず，${}_1\overline{R}_j$ を用いて拡張カルマンゲイン $\overline{\mathbf{k}}_j$ を求める。

$$
{}_1\overline{R}_j \begin{pmatrix} o \\ \mathbf{k}_j \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} \mathbf{c}'_j \mathbf{k}_j \\ R_j \mathbf{k}_j \end{pmatrix} = \overline{\mathbf{x}}_j + \begin{pmatrix} \mathbf{c}'_j \mathbf{k}_j - x(j) \\ \mathbf{o} \end{pmatrix} \qquad (A2\cdot7)
$$

式（A2・5）と式（A2・7）より

$$
{}_1\overline{R}_j \begin{pmatrix} o \\ \mathbf{k}_j \end{pmatrix} - {}_1\overline{R}_j \begin{pmatrix} 1 \\ \mathbf{a}_j \end{pmatrix} \frac{\mathbf{c}'_j \mathbf{k}_j - x(j)}{\zeta_j} = \overline{\mathbf{x}}_j \qquad (A2\cdot8)
$$

又，式（A2・5）から

$$
\mathbf{c}_j + R_j \mathbf{a}_j = \mathbf{o} \quad \rightarrow \quad \mathbf{c}'_j = -\mathbf{a}'_j R_j
$$

$$
\therefore \mathbf{c}'_j \mathbf{k}_j = -\mathbf{a}'_j R_j \mathbf{k}_j = -\mathbf{a}'_j \mathbf{x}_j
$$

式（A2・8）に代入すると

$$
{}_1\overline{R}_j \begin{pmatrix} \zeta_j^{-1}(x(j) + \mathbf{a}'_j \mathbf{x}_j) \\ \mathbf{k}_j + \mathbf{a}'_j \zeta_j^{-1}(x(j) + \mathbf{a}'_j \mathbf{x}_j) \end{pmatrix} = \overline{\mathbf{x}}_j
$$

次に，拡張カルマンゲイン$\overline{\mathbf{k}}_j$を

$$\overline{\mathbf{k}}_j=\begin{pmatrix}\zeta_j^{-1}(x(j)+\mathbf{a}_j'\mathbf{x}_j)\\ \mathbf{k}_j+\mathbf{a}_j'\zeta_j^{-1}(x(j)+\mathbf{a}_j'\mathbf{x}_j)\end{pmatrix}=\begin{pmatrix}\mathbf{m}_j\\ \hline \mu_j\end{pmatrix}\begin{matrix}N\\ 1\end{matrix} \qquad (A2\cdot 9)$$

とおき，$\mathbf{m}_j$とμ_jに分割すると，式(A2·6)，式(A2·9)より

$${}_2\overline{R}_j\begin{pmatrix}\mathbf{m}_j\\ \mu_j\end{pmatrix}-{}_2\overline{R}_j\beta_j^{-1}\mu_j\begin{pmatrix}\mathbf{b}_j\\ \beta_j\end{pmatrix}=\overline{\mathbf{x}}_j+\begin{pmatrix}\mathbf{o}\\ \beta_j^{-1}\mu_j\end{pmatrix}$$

最初からN個の成分をとると

$$R_{j+1}(\mathbf{m}_j-\beta_j^{-1}\mu_j\mathbf{b}_j)=\mathbf{x}_{j+1}$$

$\mathbf{d}_j=\beta_j^{-1}\mathbf{b}_j$とおき，式(A2・4)と比較すると

$$\mathbf{k}_{j+1}=\mathbf{m}_j-\mu_j\mathbf{d}_j \qquad (A2\cdot 10)$$

以上で，(j+1)番目のカルマンゲイン$\mathbf{k}_{j+1}$が求められた。

又，式(A2・5)及び式(A2・6)を満足する$\mathbf{a}_j$，ζ_j，$\mathbf{b}_j$，β_jも次のようにして逐次計算で求められる。

$$\overline{R}_j=\overline{R}_{j-1}+\overline{\mathbf{x}}_j\overline{\mathbf{x}}_j'$$

より

$$\overline{R}_j\begin{pmatrix}1\\ \mathbf{a}_{j-1}\end{pmatrix}=\overline{R}_{j-1}\begin{pmatrix}1\\ \mathbf{a}_{j-1}\end{pmatrix}+\overline{\mathbf{x}}_j\overline{\mathbf{x}}_j'\begin{pmatrix}1\\ \mathbf{a}_{j-1}\end{pmatrix}$$

$$=\begin{pmatrix}\zeta_{j-1}\\ \mathbf{0}\end{pmatrix}+\begin{pmatrix}x(j)\\ \mathbf{x}_j\end{pmatrix}(x(j)+\mathbf{x}_j'\mathbf{a}_{j-1})$$

一方，

$${}_1\overline{R}_j\begin{pmatrix}0\\ \mathbf{k}_j\end{pmatrix}(x(j)+\mathbf{x}_j'\mathbf{a}_{j-1})=\begin{pmatrix}\mathbf{c}_j'\mathbf{k}_j\\ R_j\mathbf{k}_j\end{pmatrix}(x(j)+\mathbf{x}_j'\mathbf{a}_{j-1})$$

$$=\begin{pmatrix}-\mathbf{x}_j'\mathbf{a}_j\\ \mathbf{x}_j\end{pmatrix}(x(j)+\mathbf{x}_j'\mathbf{a}_{j-1})$$

従って，

$$\overline{R}_j \begin{pmatrix} 1 \\ \mathbf{a}_{j-1} - \mathbf{k}_j \left(x(j) + \mathbf{x}'_j \mathbf{a}_{j-1} \right) \end{pmatrix}$$

$$= \begin{pmatrix} \zeta_{j-1} + \left(x(j) + \mathbf{x}'_j \mathbf{a}_{j-1} \right) \left(x(j) + \mathbf{x}'_j \mathbf{a}_j \right) \\ \mathbf{o} \end{pmatrix}$$

これは，式（A2・5）の $\mathbf{a}_j$ 及び ζ_j を各々次のように選べばよいことを示している。

$$\mathbf{a}_j = \mathbf{a}_{j-1} - \mathbf{k}_j \left(x(j) + \mathbf{x}'_j \mathbf{a}_{j-1} \right)$$

$$\zeta_j = \zeta_{j-1} + \left(x(j) + \mathbf{x}'_j \mathbf{a}_{j-1} \right) \left(x(j) + \mathbf{x}'_j \mathbf{a}_j \right)$$

同様にして $\mathbf{b}_j$，β_j も求められるが，高速カルマンフィルタアルゴリズムでは $\mathbf{d}_j = \beta_j^{-1} \mathbf{b}_j$ を用いている。

以上のように，高速化の基本は，従来のサンプル列 $\mathbf{x}_j$ に加えて新しいサンプル値 $x(j)$ が入力されたとき，いかにして R_{j+1}^{-1} を求めるかということである。

付録A－3　線形予測形アルゴリズムにおける回線雑音の影響

ここでは，線形予測形アルゴリズムに対する回線雑音の影響について述べる。入力音声信号については，議論の簡単化のために，白色雑音 u_j を入力源とする1次自己回帰モデル

$$x_j = a x_{j-1} + u_j \tag{A3・1}$$

で表わすこととする。ここで，$E[u_i u_j] = \sigma_u^2 \delta_{ij}$ であり

$\delta_{ij} = 1\ (i=j)$，$\delta_{ij} = 0\ (i \neq j)$ とする。

式（A3・1）より明らかなように

$$a = \frac{E[x_j x_{j-1}]}{E[x_j^2]} \tag{A3・2}$$

であり，aは擬似音声信号の隣接サンプル値間の相関係数である。

今，回線雑音 n_j がエコー y_j に重畳して，$z_j = y_j + n_j$ として観測されるとすると，式（4・22）は

$$\hat{\mathbf{h}}_{j+1} = \hat{\mathbf{h}}_j + \alpha \frac{\tilde{\mathbf{x}}_j}{\|\tilde{\mathbf{x}}_j\|^2} \left(z_j - \sum_{i=1}^{m} a_i z_{j-i} - \hat{\mathbf{h}}_j' \tilde{\mathbf{x}}_j \right) \tag{A3・3}$$

となる。ただし n_j は平均値が零で，$E[n_j^2] = \sigma_n^2$ なる分散を持つ正規性白色雑音である。

今，時刻 jT に於る推定誤差を

$$\triangle \mathbf{h}_j = \mathbf{h} - \hat{\mathbf{h}}_j \tag{A3・4}$$

とおくと，式（A3・3）を用いて

$$\triangle \mathbf{h}_{j+1} = \left(I - \alpha \frac{\tilde{\mathbf{x}}_j \tilde{\mathbf{x}}_j'}{\|\tilde{\mathbf{x}}_j\|^2} \right) \triangle \mathbf{h}_j + \alpha \frac{\tilde{\mathbf{x}}_j}{\|\tilde{\mathbf{x}}_j\|^2} \tilde{n}_j \tag{A3・5}$$

ただし，Iは単位マトリックスを示し，$\tilde{n}_j$ は

$$\tilde{n}_j = n_j - a n_{j-1}。 \tag{A3・6}$$

ここで，式（4・6）のLを十分大きくとり，線形予測の次数をm＝1とす

ると，$a_1 = a$ となる。従って，以下簡単のために，$a_1 = a$ として議論を進め，a_1 を a と略記する。従って，$\tilde{x}_j$ は定常白色雑音となるから，式（A3・5）の両辺の２乗ノルムをとり，$\tilde{x}_j$ および $\tilde{n}_j$ に関して期待値をとると，

$$E[\|\triangle \mathbf{h}_{j+1}\|^2] = \left(1 - \frac{\alpha(2-\alpha)}{N}\right) E[\|\triangle \mathbf{h}_j\|^2] + \alpha^2 E\left[\frac{\tilde{n}_j^2}{\|\tilde{\mathbf{x}}_j\|^2}\right]$$

$$= \left(1 - \frac{\alpha(2-\alpha)}{N}\right) E[\|\triangle \mathbf{h}_j\|^2] + \frac{\alpha^2 \sigma_{\tilde{n}}^2}{N\sigma_{\tilde{x}}^2} \qquad (A3\cdot7)$$

ただし，$E[\tilde{n}_j^2] = \sigma_{\tilde{n}}^2$，$E[\tilde{x}_j^2] = \sigma_{\tilde{x}}^2$。

式（A3・7）は一階定係数差分方程式である。従って，$0 < \alpha < 2$ のとき収束解が存在する。ここで，２乗和誤差の期待値 $E[\|\triangle \mathbf{h}_j\|^2]$ の極限値を l

$$l = \lim_{j\to\infty} E[\|\triangle \mathbf{h}_j\|^2] \qquad (A3\cdot8)$$

とおき，式（A3・7）で $j\to\infty$ とすれば

$$l = \left(1 - \frac{\alpha(2-\alpha)}{N}\right) l + \frac{\alpha^2 \sigma_{\tilde{n}}^2}{N\sigma_{\tilde{x}}^2} \qquad (A3\cdot9)$$

である。従って

$$l = \frac{\alpha}{2-\alpha} \cdot \frac{\sigma_{\tilde{n}}^2}{\sigma_{\tilde{x}}^2} \qquad (A3\cdot10)$$

となる。

一方，

$$x_j = a x_{j-1} + \tilde{x}_j$$

$$\tilde{n}_j = n_j - a n_{j-1}$$

かつ，$\tilde{x}_j$ および n_j は定常白色雑音であるから

$$\sigma_{\tilde{x}}^2 = (1 - a^2)\sigma_x^2 \qquad (A3\cdot11)$$

$$\sigma_{\tilde{n}}^2 = (1 + a^2)\sigma_n^2 \qquad (A3\cdot12)$$

式（A3・11）および式（A3・12）を式（A3・10）に代入すると，

$$l_P = \frac{\alpha}{2-\alpha} \cdot \frac{1+a^2}{1-a^2} \cdot \frac{\sigma_n^2}{\sigma_x^2} \qquad \text{(A3・13)}$$

一方，学習同定法では，$E[\,\|\triangle \mathbf{h}_j\|^2\,]$ の極限値 l_c は

$$l_c = \frac{\alpha}{2-\alpha} \cdot \frac{\sigma_n^2}{\sigma_x^2} \qquad \text{(A3・14)}$$

となるため，線形予測形アルゴリズムによる最終パラメータ誤差は学習同定法に比して，$(1+a^2)/(1-a^2)$ 倍となる。すなわち，線形予測形アルゴリズムでは，式（4・22）に示されるように，誤差 $\tilde{e}_j$ すなわち

$$\tilde{e}_j = e_j - \sum_{i=1}^{m} a_i\, e_{j-i}^{*}$$

ただし，$e_j = y_j + n_j - \hat{\mathbf{h}}_j' \mathbf{x}_j$

$$e_{j-i}^{*} = y_{j-i} + n_{j-i} - \hat{\mathbf{h}}_j' \mathbf{x}_{j-i}$$

なる出力誤差 e_j の重みづけ移動平均値を用いているため，雑音の影響を受け易い。これを改善するには，4.5で述べたように $\tilde{e}_j$ の代りに e_j を用いる方法，あるいは式（A3・13）でステップゲイン α を小さくするとパラメータ誤差 l_P が小さくなることから明らかなように，ステップゲイン α を小さく設定する方法がある。ステップゲイン α を小さくすると，パラメータ誤差 l_P は小さくなるが，前述したように収束速度は低化する。これを防ぐのが，第5章で述べるステップゲインを可変にする方法である。

付録A－4　式(4・21)と式(4・29)とが等価であることの証明

式(4・21)の右辺第2項の分子$\tilde{\mathbf{x}}_j e_j$は，雑音n_jが存在しない場合，$\triangle\mathbf{h}_j = \mathbf{h} - \hat{\mathbf{h}}_j$とおくと

$$\tilde{\mathbf{x}}_j e_j = \tilde{\mathbf{x}}_j \left(\tilde{\mathbf{x}}_j + \sum_{i=1}^{m} a_i \mathbf{x}_{j-i}\right)' \triangle\mathbf{h}_j$$

$$= \tilde{\mathbf{x}}_j \tilde{\mathbf{x}}'_j \triangle\mathbf{h}_j + \tilde{\mathbf{x}}_j \sum_{i=1}^{m} a_i \mathbf{x}'_{j-i} \triangle\mathbf{h}_j \qquad \text{(A4・1)}$$

となる。従って，$\tilde{\mathbf{x}}_j \sum_{i=1}^{m} a_i \mathbf{x}'_{j-i} \triangle\mathbf{h}_j = 0$であることが証明できれば，

$\tilde{\mathbf{x}}_j e_j = \tilde{\mathbf{x}}_j \tilde{\mathbf{x}}'_j \triangle\mathbf{h}_j = \tilde{\mathbf{x}}_j \tilde{e}_j$となり，式(4・21)と式(4・29)は等価となる。これは，以下のようにして証明できる。

式(4・29)より

$$\triangle\mathbf{h}_j = \triangle\mathbf{h}_{j-1} - \tilde{\mathbf{x}}_{j-1} e_{j-1} / \|\tilde{\mathbf{x}}_{j-1}\|^2 \qquad \text{(A4・2)}$$

従って，

$$\mathbf{x}'_{j-i} \triangle\mathbf{h}_j = \mathbf{x}'_{j-i} \left(\triangle\mathbf{h}_{j-i} - \sum_{k=1}^{i} \tilde{\mathbf{x}}_{j-k} e_{j-k} / \|\tilde{\mathbf{x}}_{j-k}\|^2\right)$$

$$= \mathbf{x}'_{j-i} \triangle\mathbf{h}_{j-i} - \mathbf{x}'_{j-i} \sum_{k=1}^{i-1} \tilde{\mathbf{x}}_{j-k} e_{j-k} / \|\tilde{\mathbf{x}}_{j-k}\|^2$$

$$- \mathbf{x}'_{j-i} \tilde{\mathbf{x}}_{j-i} e_{j-i} / \|\tilde{\mathbf{x}}_{j-i}\|^2 \qquad \text{(A4・3)}$$

式(A4・3)の右辺第2項は，式(4・28)より

$$\tilde{\mathbf{x}}'_{j-k} \mathbf{x}_{j-i} = 0 \quad (\because\ k=1, 2, \cdots,\ i-1 < m) \qquad \text{(A4・4)}$$

右辺第3項は

$$\mathbf{x}'_{j-i} \tilde{\mathbf{x}}_{j-i} e_{j-i} / \|\tilde{\mathbf{x}}_{j-i}\|^2$$

$$= \tilde{\mathbf{x}}'_{j-i} \left(\tilde{\mathbf{x}}_{j-i} + \sum_{k=1}^{m} a_k \mathbf{x}_{j-i-k}\right) e_{j-i} / \|\tilde{\mathbf{x}}_{j-i}\|^2$$

$$= e_{j-i} \qquad \text{(A4・5)}$$

従って，

$$\begin{aligned}\mathbf{x}'_{j-i}\triangle\mathbf{h}_j &= \mathbf{x}'_{j-i}\triangle\mathbf{h}_{j-i} - e_{j-i}\\ &= e_{j-i} - e_{j-i}\\ &= 0 \qquad (i=1,2,\cdots,m) \qquad \text{(A4・6)}\end{aligned}$$

となり，ステップゲイン$\alpha=1$の時，式(4・21)と式(4・29)とは等価であることが証明できる。

なお，式(4・29)で示されるアルゴリズムのステップゲイン$\alpha=1$以外の場合の収束性については，式(4・21)で示されるアルゴリズムと式(4・29)で示されるアルゴリズムが同一の修正ベクトル$\tilde{\mathbf{x}}_j$で規定されることから，$e_j\tilde{e}_j \geqq 0$であれば，保証されることになる。$e_j\tilde{e}_j \geqq 0$の条件は，$\triangle\mathbf{h}'_j\mathbf{x}_j\tilde{\mathbf{x}}'_j\triangle\mathbf{h}_j \geqq 0$より，行列$\mathbf{x}_j\tilde{\mathbf{x}}'_j$が正定符号行列となることである。

付録A－5　式(5・14)の導出

式(5・11)より

$$\triangle \mathbf{v}_{j+1} = \triangle \mathbf{v}_j - \frac{\tilde{\mathbf{x}}_j}{\|\tilde{\mathbf{x}}_j\|^2}\left(\tilde{\mathbf{x}}_j \triangle \mathbf{v}_j + \tilde{n}_j\right)$$

$$= \left(I - \frac{\tilde{\mathbf{x}}_j \tilde{\mathbf{x}}'_j}{\|\tilde{\mathbf{x}}_j\|^2}\right) \triangle \mathbf{v}_j - \frac{\tilde{\mathbf{x}}_j}{\|\tilde{\mathbf{x}}_j\|^2}\ \tilde{n}_j \qquad (A5\cdot1)$$

$\tilde{x}_j$ と $\tilde{n}_j$ とは互いに独立で，かつ $\tilde{x}_j$ は定常白色雑音であるという仮定より，式(A5・1)の両辺の2乗期待値をとると，

$$B\left[\|\triangle \mathbf{v}_{j+1}\|^2\right] = \left(1 - \frac{1}{N}\right) E\left[\|\triangle \mathbf{v}_j\|^2\right] + \frac{\sigma_{\tilde{n}}^2}{N\sigma_{\tilde{x}}^2} \qquad (A5\cdot2)$$

一方，式(5・13)より

$$E\left[\|\mathbf{w}_j\|^2\right] = \frac{1}{N} E\left[\|\triangle \mathbf{v}_j\|^2\right] + \frac{\sigma_{\tilde{n}}^2}{N\sigma_{\tilde{x}}^2} \qquad (A5\cdot3)$$

式(A5・2)を式(A5・3)に代入すると

$$E\left[\|\mathbf{w}_j\|^2\right] = \frac{1}{N}\left\{\left(1 - \frac{1}{N}\right) E\left[\|\triangle \mathbf{v}_{j-1}\|^2\right] + \frac{\sigma_{\tilde{n}}^2}{N\sigma_{\tilde{x}}^2}\right\} + \frac{\sigma_{\tilde{n}}^2}{N\sigma_{\tilde{x}}^2}$$

$$= \frac{1}{N}\left(1 - \frac{1}{N}\right)^j \|\mathbf{h}\|^2 + \frac{1}{N} \cdot \frac{1 - \left(1 - \frac{1}{N}\right)^{j-1}}{1 - \left(1 - \frac{1}{N}\right)} \cdot \frac{\sigma_{\tilde{n}}^2}{N\sigma_{\tilde{x}}^2} + \frac{\sigma_{\tilde{n}}^2}{N\sigma_{\tilde{x}}^2}$$

$$= \frac{1}{N}\left(1 - \frac{1}{N}\right)^j \|\mathbf{h}\|^2 + \frac{\sigma_{\tilde{n}}^2}{N\sigma_{\tilde{x}}^2}\left\{2 - \left(1 - \frac{1}{N}\right)^{j-1}\right\} \qquad (A5\cdot4)$$

ただし，$\mathbf{v}_0 = \mathbf{o}$。

付録A－6　因果律的最適同定法

ここで因果律的最適同定法の簡単な説明を行う。詳しくは文献(55)を参照されたい。

因果律的最適同定法では，対象のシステムのインパルス応答のパラメータ誤差を推定するのに，以下に示すように擬似予測部分のパラメータ誤差を利用する。

式(5・16)より

$$\mathbf{g}-\hat{\mathbf{g}}_{j+1}=\left(I-\alpha\frac{\tilde{\mathbf{X}}_j\tilde{\mathbf{X}}_j'}{\|\tilde{\mathbf{X}}_j\|^2}\right)(\mathbf{g}-\hat{\mathbf{g}}_j)+\alpha\frac{\tilde{\mathbf{X}}_j}{\|\tilde{\mathbf{X}}_j\|^2}\tilde{n}_j \quad (A6\cdot1)$$

$\tilde{\mathbf{X}}_j$は白色雑音過程であるという仮定より，$\|\triangle\mathbf{h}_{j+1}\|^2$及び$\|\overset{(-)}{\triangle}\mathbf{h}_{j+1}\|^2$の期待値は各々次のようになる。

$$E[\|\overset{(-)}{\triangle}\mathbf{h}_{j+1}\|^2]\approx\left(1-\frac{2\alpha}{Q}+\frac{\alpha^2(P+2)}{Q(Q+2)}\right)E[\|\overset{(-)}{\triangle}\mathbf{h}_j\|^2]$$
$$+\frac{\alpha^2P}{Q(Q+2)}E[\|\triangle\mathbf{h}_j\|^2]+\frac{P\alpha^2}{Q}\overline{\tilde{n}_j^{*2}} \quad (A6\cdot2)$$

$$E[\|\triangle\mathbf{h}_{j+1}\|^2]\approx\left(1-\frac{2\alpha}{Q}+\frac{\alpha^2(P+2)}{Q(Q+2)}\right)E[\|\triangle\mathbf{h}_j\|^2]$$
$$+\frac{\alpha^2N}{Q(Q+2)}E[\|\overset{(-)}{\triangle}\mathbf{h}_j\|^2]+\frac{N\alpha^2}{Q}\overline{\tilde{n}_j^{*2}} \quad (A6\cdot3)$$

ここで，$\overline{\tilde{n}_j^{*2}}$は$\tilde{n}_j^{*2}$の平均値を示し，$\tilde{n}_j^*$及びQは各々

$$\tilde{n}_j^*=\frac{\tilde{n}_j}{\|\tilde{\mathbf{X}}_j\|^2},\qquad Q=P+N$$

雑音$\tilde{n}_j$は定常と仮定し，$\overline{\tilde{n}_j^{*2}}=\overline{\tilde{n}^{*2}}$とおき，

$$\overset{(-)}{l}=\lim_{j\to\infty}E[\|\overset{(-)}{\triangle}\mathbf{h}_j\|^2]$$

$$l=\lim_{j\to\infty}E[\|\triangle\mathbf{h}_j\|^2]$$

と定義すると，式（A6・2）および式（A6・3）より

$$
{}^{(-)}l \approx \left(1-\frac{2\alpha}{Q}+\frac{\alpha^2(P+2)}{Q(Q+2)}\right){}^{(-)}l
$$

$$
+\frac{\alpha^2 P}{Q(Q+2)}\,l+\frac{\alpha^2 P}{Q}\,\overline{\tilde{n}^{*2}} \qquad \text{(A6・4)}
$$

$$
l \approx \left(1-\frac{2\alpha}{Q}+\frac{\alpha^2(N+2)}{Q(Q+2)}\right)l
$$

$$
+\frac{\alpha^2 N}{Q(Q+2)}\,{}^{(-)}l+\frac{\alpha^2 N}{Q}\,\overline{\tilde{n}^{*2}}\text{。} \qquad \text{(A6・5)}
$$

式（A6・4）及び式（A6・5）より

$$
l \approx \frac{N}{P}\,{}^{(-)}l\text{。} \qquad \text{(A6・6)}
$$

一方，有限ステップの因果律的最適同定法の精度については，次式

$$
E[\,\|\mathbf{g}-\hat{\mathbf{g}}_j\|^2\,]=E[\,\|{}^{(-)}\triangle\mathbf{h}_j\|^2\,]+E[\,\|\triangle\mathbf{h}_j\|^2\,] \qquad \text{(A6・7)}
$$

及び式（A6・2），（A6・3）より

$$
N\cdot E[\,\|{}^{(-)}\triangle\mathbf{h}_{j+1}\|^2\,]-P\cdot E[\,\|\triangle\mathbf{h}_{j+1}\|^2\,]
$$

$$
\approx\left(1-\frac{2\alpha}{Q}+\frac{2\alpha^2}{Q(Q+2)}\right)\left(N\cdot E[\,\|{}^{(-)}\triangle\mathbf{h}_j\|^2\,]-P\cdot E[\,\|\triangle\mathbf{h}_j\|^2\,]\right)
$$

$$
=\left(1-\frac{2\alpha}{Q}+\frac{2\alpha^2}{Q(Q+2)}\right)^j\left(N\|{}^{(-)}\triangle\mathbf{h}_1\|^2-P\|\triangle\mathbf{h}_1\|^2\right) \qquad \text{(A6・8)}
$$

従って，

$$
\|\triangle\mathbf{h}_j\|^2\approx\frac{N}{P}\|{}^{(-)}\triangle\mathbf{h}_j\|^2+\left(1-\frac{2\alpha}{Q}+\frac{2\alpha^2}{Q(Q+2)}\right)^j\|\mathbf{h}\|^2
$$

(A6・9)

となる。ここで

$$
\|{}^{(-)}\triangle\mathbf{h}_0\|^2=0,\qquad \|\triangle\mathbf{h}_0\|^2=\|\mathbf{h}\|^2
$$

式（A6・9）より明らかなように，有限ステップにおいても，$\|{}^{(-)}\triangle\mathbf{h}_j\|^2$ は $\|\triangle\mathbf{h}_j\|^2$ の推定に有効となる。

付録A－7　ディジタルエコーキャンセラの構成方式に関する検討[57]

エコーキャンセラの構成は，適用回線がアナログ回線かディジタル回線かにより，またエコーキャンセラの回路構成がアナログかディジタルかにより，タイプA，B，C，D*の4種類に分けられる[45]。この4種類の中で近い将来の回路構成技術の進展および公衆電話網のディジタル化の進展から，ディジタルエコーキャンセラであるタイプCおよびD，特にPCM(Pulse Code Modulation)回線に適合するインタフェースを有するタイプCが重要と考えられる。このことから，試作エコーキャンセラはPCM回線インタフェースを有するタイプCのエコーキャンセラとした。

エコーキャンセラはエコーサプレッサに比してその回路規模がかなり大きくなるため，性能劣化を招かない範囲でレジスタのビット長を削減する等の，構成方式上の検討が重要である。このため，エコーキャンセラの回路規模を減少させるための手段として，対数演算の利用[12][13]，非線形演算の利用[10]等が検討されている。

ここでは，PCM回線を対象とするディジタルエコーキャンセラであるタイプCのエコーキャンセラの構成方式について，試作装置設計の基礎となった検討事項の内，対数演算，非線形演算等に関連した項目についての考察およびシミュレーション結果について述べている。

(1)　入力信号の量子化雑音の影響

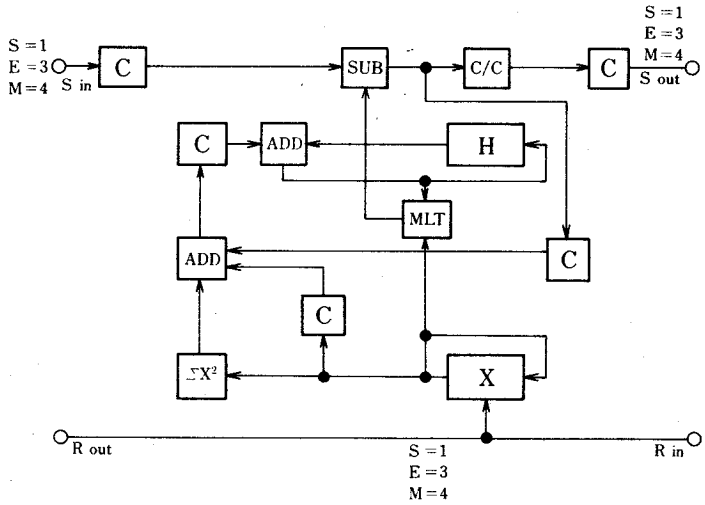
タイプCのエコーキャンセラでは，RinおよびSin信号はA法則**あるいはμ法則**に基づくPCM信号となる。このため，エコーキャンセラの打消性能は，PCM信号の量子化誤差で制限される以上には向上し得ない。

---

* タイプA：接続される回線はアナログ回線で内部処理はアナログ信号処理。
タイプB：接続される回線はアナログ回線で内部処理はディジタル信号処理。ただし送信回線上の引算器はアナログ処理。
タイプC：接続される回線はディジタル回線で内部処理はディジタル信号処理。
タイプD：接続される回線はアナログ回線で内部処理はディジタル信号処理。

** A法則及びμ法則は音声信号をサンプリングして符号化する際に用いられる対数符号化法則の名称であり，CCITT勧告G.712に記述されている。

ＰＣＭ信号のＡ法則，μ法則の内，対数演算の容易さ，線形符号との相互変換の容易さの点から，エコーキャンセラ内部の信号表示線式としてはＡ法則が望ましい。このため，エコーキャンセラ内部の信号表示形式としては，Ａ法則ＰＣＭ信号を採用することとし，以下の検討及びシミュレーションについてはＡ法則ＰＣＭ信号を用いることとする。この場合のディジタルエコーキャンセラの一般的な構成を図Ａ７．１に示す。



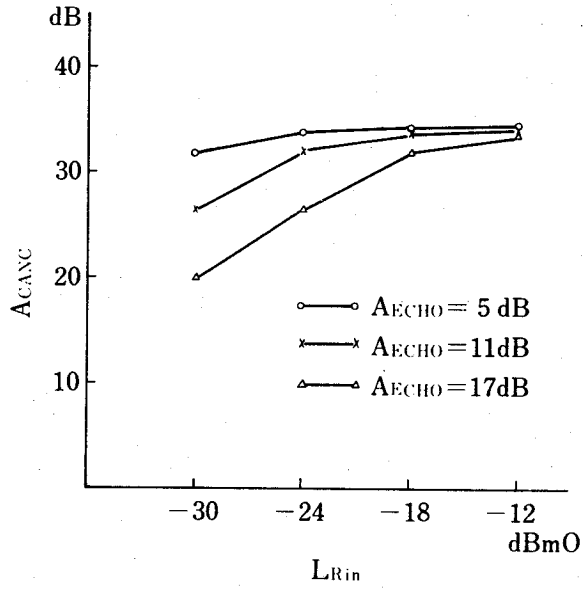
図Ａ７．１　タイプＣエコーキャンセラの基本的な構成

Ｃ：符号変換器，　Ｃ／Ｃ：センタクリッパ
ＡＤＤ：加算器，　ＳＵＢ：減算器，ＭＬＴ：乗算器

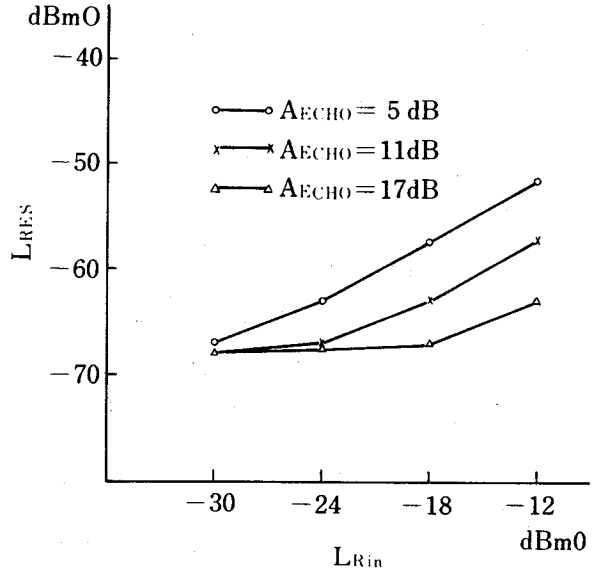
図中のＸおよびＨは，受信信号およびエコーパスのインパルス応答の推定値を蓄積するレジスタであるが，国際接続を行った場合の国内系のエコーパスの最大遅延は４０ｍsecと推定されることから，ＨおよびＸレジスタのタップ長は３２０とする。

ディジタルエコーキャンセラの量子化雑音の影響を考えるのに際し，議論の簡単化のため，外乱のない場合を想定する。エコーキャンセラの打消特性に影響を及ぼす量子化雑音としては，(1)入力信号の量子化雑音，(2)たたみ込み積分過程の量子化雑音，(3)修正量計算過程の量子化雑音が考えられる[66]。

まず，入力信号の量子化雑音はA法則に従う量子化精度により規定される。内部演算精度を十分に採り，たたみ込み積分過程の量子化雑音や修正量計算過程の量子化雑音がない場合の打消量を図6.2に示す。ただし，入力信号は0〜4 kHzに帯域制限された白色信号とする（以下，すべてのシミ



図A 7.2　入力信号の量子化雑音により制限される打消量



図A 7.3　入力信号の量子化雑音により制限される残留エコーレベル

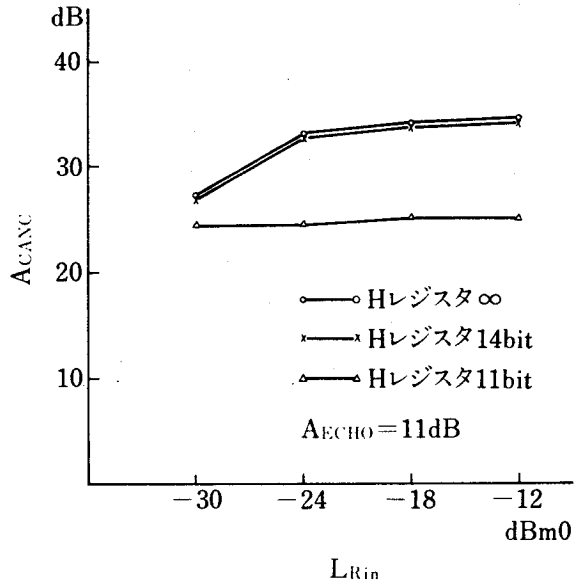
ュレーションに対し同一である）。すなわち，図A 7. 2に示される打消量がタイプCの方式上最も大きい打消量となる。この場合の残留エコーレベルを図A 7. 3に示す。

(2) Hレジスタの精度の影響

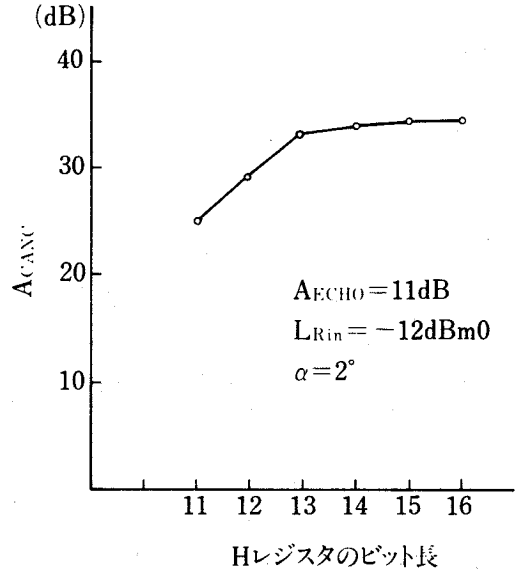
たたみ込み積分過程の量子化雑音は，入力される信号の量子化ビット数とHレジスタの量子化ビット数とに依存するが[66]，タイプCでは入力信号の量子化ビット数は規定されているため，Hレジスタのビット数にのみ依存することとなる。一方，修正量計算過程の量子化雑音は，修正量を算出する過程で十分な精度が保たれていれば，Hレジスタの量子化ビット数にのみ依存する[66]。

図A 7. 2より明らかなように，L_{Rin}＝−12 dBmOでエコーパス損失A_{ECHO}＝5 dBでも，PCM信号の量子化精度により打消量A_{CANC}は35 dB程度に制限される。このため，Hレジスタの量子化ビット数としては，たたみ込み積分過程および修正量計算過程の量子化雑音が入力信号に依存する量子化雑音以下になるように採れば十分である。

図A 7. 4に，Hレジスタの量子化ビット数および入力信号レベルを変化



図A 7. 4　Hレジスタのビット精度の違いによる打消量A_{CANC}の差異

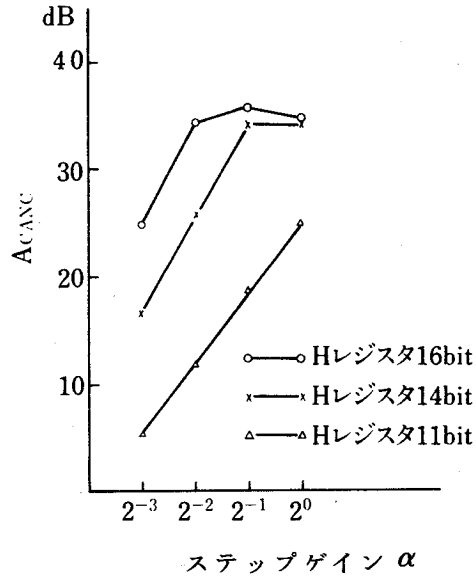


図A 7.5　Hレジスタの量子化ビット数の変化による打消量の変化

させた場合の打消量の違いを示す。また，図A 7.5に，入力信号レベル L_{Rin} を－12dBmOに固定して，Hレジスタの量子化ビット数を変化させた場合の打消量の変化を示す。

図A 7.4および図A 7.5より明らかなように，Hレジスタの量子化ビット数が14ビットであれば，打消量はほとんど劣化しないことがわかる。また，図A 7.5より明らかなように，Hレジスタの量子化ビット数が13ビットより小さくなると，打消量はHレジスタの量子化ビット数の影響を受け，1ビット毎に約6dB減少する。

図A 7.6に，エコーパス損失 A_{ECHO}＝11dBで入力信号レベル L_{Rin} ＝－12dBmOの条件の下で，ステップゲイン α の値を変化させた場合の打消量の変化を示す。通常，ステップゲイン α の値を小さくすると，Hレジスタの量子化ビット数が一定であれば，ディジタル演算による誤差により打消量は低下する[59]。図A 7.6より明らかなように，Hレジスタの量子化ビット数が大きくなれば，打消量が劣化し始める時のステップゲイン α の値が小さい。一般に，ステップゲイン α の値が小さい程，回線雑音等の外



図A 7.6　ステップゲインαの変化による打消量の変化

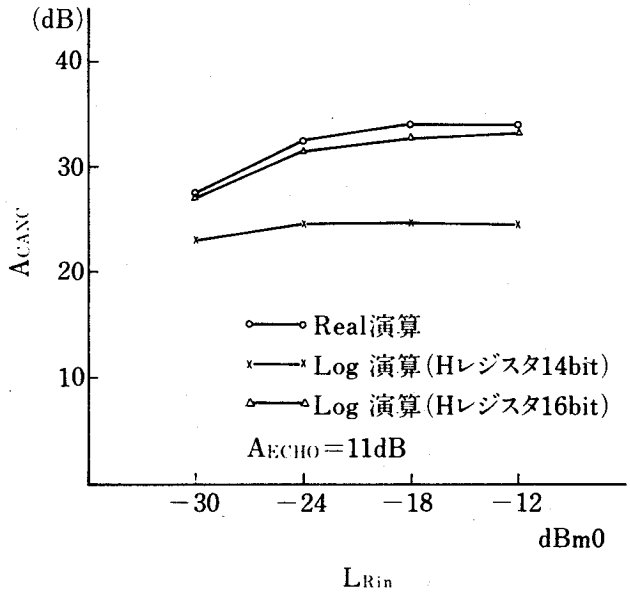
乱に起因する打消量の劣化割合は小さくなることから，入力信号SNQ*の点からは余り意味がないとしても，Hレジスタの量子化ビット数を13ビットより大きくしておくことは，エコーキャンセラ全体としての特性を向上させ得る。

(3)　対数演算の影響

修正項$\mathbf{x}_j e_j / \|\mathbf{x}_j\|^2$は，$\mathbf{x}_j$，$e_j$及び$\|\mathbf{x}_j\|^2$が全て対数表現がなされていれば，回路規模の大きい乗算器の代りに比較的回路規模の小さい加算器により算出可能となる。このため，エコーキャンセラ内部においては，$\mathbf{x}_j$，e_jおよび$\|\mathbf{x}_j\|^2$の信号形式を対数表現する試みも行われている(11)(13)。しかし，対数表現を採用すれば一般に大きな信号振幅に対しては，量子化精度が劣化する。以下，対数演算の影響に関するシミュレーション実験結果について述べる。

図A 7.7に，$\mathbf{x}_j$，e_jおよび$\|\mathbf{x}_j\|^2$を全て対数表現して，修正項$\mathbf{c}_j$=

＊　SNQは信号の量子化雑音の比を示す量（dB）である。



図A 7. 7　対数演算を行う場合の打消量の変化

$\mathbf{x}_j e_j / \|\mathbf{x}_j\|^2$ を算出した場合の打消量の変化を示す。図より明らかなように，Hレジスタの量子化ビット数が１６ビットであれば，対数演算による打消量の劣化はわずかであるが，１４ビットまで量子化ビット数を減少させれば，対数演算を行わない場合に比して対数演算による打消量の劣化は５dB以上になる。特に，入力信号のレベルが大きくなるほど，打消量の劣化は大きくなる。図A 7. 7の結果では，$c_{ij} = x_{j-i} e_j / \|\mathbf{x}_j\|^2$ の対数表現 $c_{ij}(E)$ すなわち，

$$c_{ij}(E) = x_{j-i}(E) + e_j(E) - \|\mathbf{x}_j\|^2(E)$$

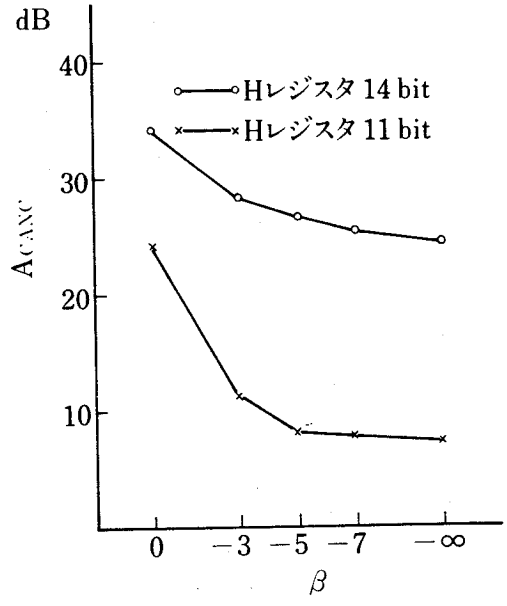
の値が負の場合にも，c_{ij} の線形表現 $c_{ij}(L)$ のLSB(Least Significant Bit)を"±1"にする処理を行っている。これに対し，ある負の整数 β に対し

$$c_{ij}(E) \geqq \beta \quad \rightarrow \quad c_{ij}(L) \text{ のLSB} = \pm 1$$

$$c_{ij}(E) < \beta \quad \rightarrow \quad c_{ij}(L) \text{ のLSB} = 0$$

なる処理を採用した場合の打消量の変化を，図A 7. 8に示す。

図A 7. 7及び図A 7. 8より，対数演算を採用する場合は線形演算を行う



図A 7. 8　βの変化に対する打消量の変化

（A_{ECHO}＝11 dB，$L_{R\,in}$＝− 12 dBmO）

場合に比して，Hレジスタの量子化ビット数が同一であれば，打消量が劣化することがわかる。また，打消量を劣化させないためには，Hレジスタの量子化ビット数は１６ビット程度が必要となる。なお，量子化ビット数が１４ビット程度でも，βの値によっては打消量の劣化を十分小さくすることができるが，βの値を大きくとると収束速度が低下する傾向が現れる。

(4)　Hレジスタの対数表現

以上の検討およびシミュレーションにより明らかとなったように，エコーパスのインパルス応答モデルを蓄積するHレジスタの量子化ビット数は１４〜１６ビットが必要となる。今，Hレジスタにも対数表現を用いれば，Hレジスタの量子化ビット数を削減できる可能性がある。ここでは，Hレジスタの対数表現の可能性について検討を行う。

Hレジスタ内の推定量$\hat{h}_{ij}$が対数表現されていると，修正量c_{ij}を加える時に線形符号にもどす必要がある。修正量が加えられた後再びHレジスタにもどす場合，単純に線形符号から対数符号にもどすと，指数部の値が

既に大きくなっている場合は修正量が無視される結果になり，モデルの修正が進まず打消量が低下する問題が生じる。この問題を解決する一つの方法は，修正量 c_{ij} をHレジスタ内の推定量 $\hat{h}_{ij}$ に加える場合に，修正量 c_{ij} が推定量 $\hat{h}_{ij}$ の指数部で示される範囲の値以下であれば，修正量 c_{ij} を仮数部のLSB(Least Significant Bit)まで桁上げする方法である。

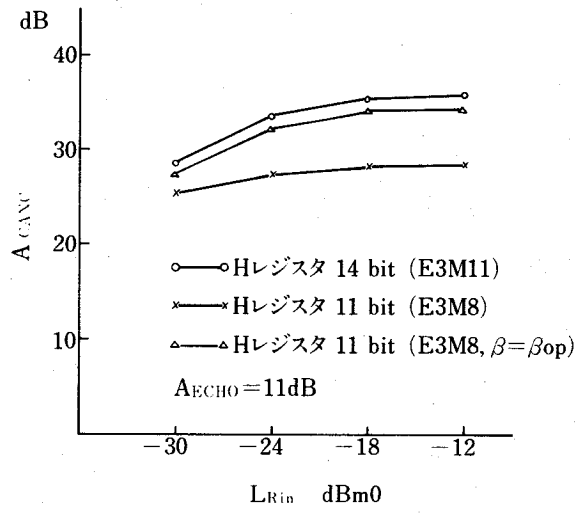
これに対し，Hornaは，

$$\hat{\mathbf{h}}_{j+1} = \hat{\mathbf{h}}_j \left(1 + \alpha \frac{\mathbf{x}_j e_j}{\|\mathbf{x}_j\|^2}\right) \qquad (A7\cdot1)$$

なるアルゴリズムを提案している[10]。このアルゴリズムでは時刻 j の推定値 $\hat{\mathbf{h}}_j$ そのものが対数表現されていれば，修正量を対数表現のまま加算することになり，式(2・15)の一種の非線形化処理となる。

図A 7. 9に，式(A7・1)のアルゴリズムを用い，Hレジスタの量子化ビット数を変化させた場合の打消量を示す。

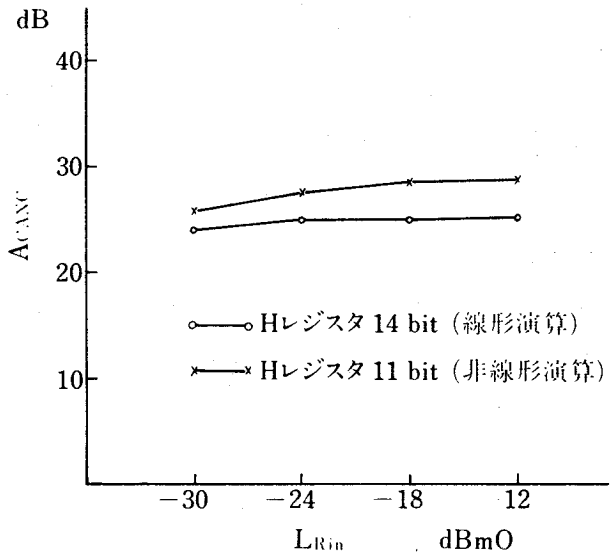
図A 7. 7と図A 7. 9との比較により，非線形演算を用いる場合には，Hレジスタの量子化ビット数が少なくても打消量が増加することがわかる。これは，式(A7・1)で示されるアルゴリズムにより，修正量が，線形演算に比較して等価的に大きくなるためと思われる。なお，Hレジスタ内のパ



図A 7. 9. 非線形演算を用いた場合の打消量
(ステップゲイン $\alpha=2^{-2}$)

ラメータ$\hat{h}_{ij}$の指数部の値に応じて仮数部のLSBまで修正量をかさあげる方法は，Hornaの方法を用いる場合より，シミュレーション結果では，Hレジスタの精度が低い処では平均1〜2dB打消量が劣化する。

次に，非線形演算を用いた場合の収束速度を示すため，収束開始後500msecの時の打消量を図A 7.10に示す。図より明らかなように，非線形演算の収束速度は，線形演算を若干上まわっている。



図A 7.10　収束速度の比較

以上の検討により，ディジタルエコーキャンセラについては，

(i) 入力信号の量子化雑音により最大打消量が制限される。このため，内部処理についても必要以上の精度を採る必要はなく，修正量の算出につき十分な精度を保つ場合は，Hレジスタの量子化ビット数は14ビットで十分である。

(ii) 修正量の算出に対数演算を利用する方法は，演算量や回路規模を減少させる効果が大きい。一方，この場合には，Hレジスタの量子化ビット数を増加させる必要がある。

(iii) Hレジスタの対数表現は，直接的には演算量を減少させる効果はないが，間接的にはHレジスタの量子化ビット数を，打消量を劣化させるこ

となく減少させることが可能である。

等の点が明らかとなった。

このため，試作装置では，

(i) Hレジスタの量子化方法としては指数部3ビット仮数部8ビットの対数表現を採用する。

(ii) 修正量の算出には対数演算を用いることとし，ステップゲイン α_j についても対数表現を用いる。

(iii) Hレジスタの量子化表現に対数表現を用いたため，修正量が小さくなると，Hレジスタ内の推定量 $\hat{h}_{ij}$ の指数部の値が大きい場合，その項については修正が行われなくなり，打消量が低下する。そのため $\hat{h}_{ij}$ の指数部の値に応じて修正量 c_{ij} に一定量を乗じることにより，少なくとも $\hat{h}_{ij}$ の仮数部のLSB(Least Significant Bit)に修正が行われるという方法を用いる。

という構成を採用した。