

## 適応フィルタ収束速度向上と係数圧縮

## The convergence speed improvement and coefficient compression on adaptive filter

M-25

木村 貞弘<sup>†</sup>  
Sadahiro Kimura久保田 修司<sup>†</sup>  
Syuji Kubota安田 晴剛<sup>†</sup>  
Seigou Yasuda

## 1. まえがき

適応デジタルフィルタを使用している通信系アプリケーションにおいて、そのフィルタ係数収束時間（学習時間）を短縮する最も単純な手法は、前回の接続時（学習時）に取得された全てのフィルタ係数をメモリ内に保存しておき、次回接続時（学習時）にこれを学習アルゴリズムの初期値として使用する事である。しかし、一般的にデジタルフィルタはタップ長が長い為、単純に全てのフィルタ係数を保存すると、メモリ消費が著しく生じる問題が発生する。そこで、本研究では、全二重通信系アプリケーションで使用される適応デジタルフィルタ（回線エコーキャンセラ）において、学習された係数をWavelet変換にて効率よく圧縮/保存し、次回接続時にこれを伸張し、学習アルゴリズムの初期値として使用する手法を検討する。これにより、保持する係数の削減（メモリ消費量の削減）が可能であり、しかも全てのフィルタ係数を保存する時と同様の性能が確保できる。

## 2. 回線エコーキャンセラ学習係数保持

エコーキャンセラの学習は、LMS (Least Mean Square) 法に代表される学習アルゴリズムより行われる。すなわち、

$$\hat{h}(n+1) = \hat{h}(n) + 2\mu\varepsilon(n)x(n) \quad (1)$$

に従い、係数の更新を行うものである。式(1)において、 $x(n)$ は $n$ 時点での入力ベクトル、 $\hat{h}(n)$ は学習対象であるフィルタ係数ベクトル、 $\mu$ はステップゲイン、 $\varepsilon(n)$ は $n$ 時点での残留エコー量を示す。一般的に、エコーキャンセラの時刻1(1サンプル目)の学習は

$$\hat{h}(1) = 0 \quad (2)$$

となる。ここで、この漸化式(1)の収束を早めるために、前回の接続時に学習されたフィルタ係数 $\hat{h}_{last}$ を次回接続時の学習時における初期値として使用する事を考える。すなわち、

$$\hat{h}(1) = \hat{h}_{last} \quad (3)$$

とする。この手法を本内容では係数保持型高速学習エコーキャンセラと定義する。この係数保持型高速学習エコーキャンセラの収束状態を図1に示す。ここでは192タップのエコーキャンセラを使用している。図1では、係数を保持しない場合（通常）のエコーキャンセラの収束状態と係数を保持した場合のエコーキャンセラの収束状態を重ねて示している。図1より明らかに係数保持型高速学習エコーキャンセラの収束が早い事が分かる。しかしながら、係数保持はそれに見合ったメモリの消費が必要である。

<sup>†</sup> (株)リコー 電子デバイスカンパニー 画像 LSI 開発センター, Imaging System LSI Development Center, Electronic Devices Company, RICOH COMPANY, LTD.

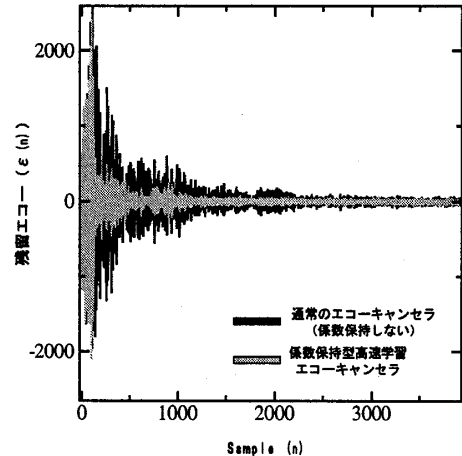


図 1: 収束の比較

## 3. 保持係数圧縮

## 3.1 圧縮アルゴリズム

エコーキャンセラにて学習される係数は、図2に示される様に、エコー系におけるインパルス応答である。係

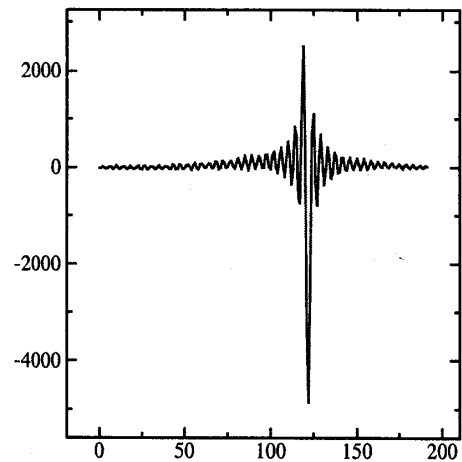


図 2: 学習されたインパルス応答

数保持型高速学習エコーキャンセラにおいて、この学習されたインパルス応答は、次接続時の学習アルゴリズムの初期値となる。次接続時にはこの初期値を基に再学習されるため、全ての係数が必要ではなく、インパルス応答の包絡成分の様な特徴的パターンのみ初期値内に存在すれば良いと考えられる。図2に示されるインパルス応

答の特徴は、局所的な小刻みな波形である。Wavelet 変換に使用される基底 (マザーウェーブレット) も同様に局所的な小刻みな波形であり、このインパルス応答と相似性が高いと言える。Wavelet 変換は、基本的にマザーウェーブレットの相似的変形と平行移動によって得られる相互相関関数を算出するものである。従って、このインパルス応答の特徴を効率よく抽出するには、Wavelet 変換が適切であると考えられる。そこで、このインパルス応答  $\hat{h}(n)$  を Wavelet 変換による多重解像度解析 [1] を用いて圧縮し保存する事を考える。これを定式化すると、

$$(W_\psi \hat{h})(j, k) = \frac{1}{\sqrt{2^j}} \int_R \hat{h}_t(n) \psi\left(\frac{t-2^j k}{2^j}\right) dt \quad (4)$$

である。ここで  $\psi(x)$  はマザーウェーブレット、 $t$  は適応フィルタ係数ベクトルのインデックスを表す。この求められた Wavelet 展開係数に対して、Wavelet 展開係数の絶対値で大きいものだけ抽出し (Wavelet 縮退 [2])、これを圧縮係数データとして保存する。ここで保存する際に、展開係数のインデックスと、圧縮係数データを1セット (圧縮パケット) として保存する。これを図3に示す。次接続で圧縮係数データを再度使用する場合、インデッ

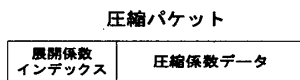


図 3: 圧縮パケット

クスに示される位置に圧縮係数データを設定し、

$$\hat{h}_{last} = \sum_j \sum_k 2^{-\frac{j}{2}} \psi(2^j t - k) W_\psi(j, k) \quad (5)$$

に示される逆 Wavelet 変換を使用し伸張する事で、係数保持型高速学習エコーキャンセラでの初期値として使用できる。この一連の流れを図4に示す。

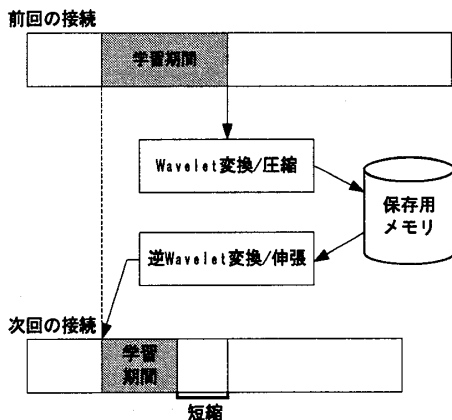


図 4: 学習係数圧縮/伸張

### 3.2 評価

今回、係数を保持しない場合、全係数を保存した場合、マザーウェーブレットとして2階 Daubechies Wavelet を使用し、展開係数上位 10 個抽出する圧縮処理、及びその圧縮データを伸張する場合 (本提案手法) における収束性能比較を行う。ここでエコーキャンセラのタップ数は同様に 192、1 圧縮パケットサイズは 24bit (インデックスを 8bit、圧縮係数データ 16bit) としている。性能比較結果を図5に示す。図5は、4000 サンプル分の残留エコーパワーの移動平均を示したものである。図5から分かる様に、10 個の展開係数 (10 × 24=240bit) を保持するだけで、全ての係数 (192 個の係数=192 × 16=3072bit) を保存した場合での収束状態と同様の収束性能が確保できている。

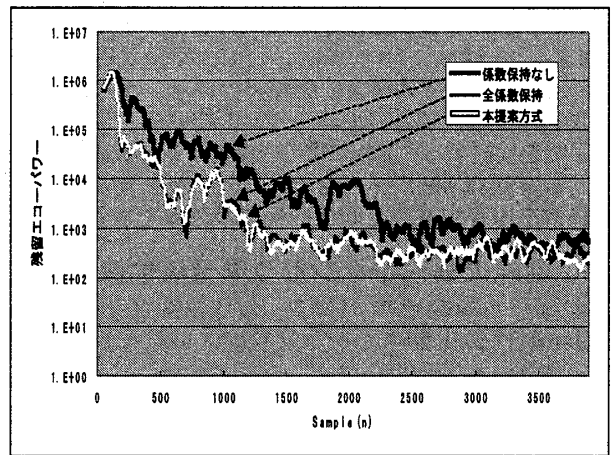


図 5: 提案方式との収束比較

### 4. まとめ

本内容では、係数保持型高速学習エコーキャンセラにおける Wavelet 変換を用いた保持係数の圧縮手法を提案した。結果、192 タップ分 3072bit (192 × 16bit) 必要であった保持係数を Wavelet を導入する事により 240bit (10 packet × 24bit) まで圧縮しても、全係数を保持した場合と同様の収束性能を確保する事が可能であると確認できた。今後、他の圧縮方式との比較、マザーウェーブレットを変更する事による収束速度への影響、及び保持係数の個数と収束性能の調査、エコーキャンセラ以外の適応デジタル信号処理の応用も行いたい。

### 参考文献

- [1] チャールズ K. チュウイ 著 / 桜井明, 新井勉 訳: ウェーブレット応用. 東京電機大学出版局 (1997)
- [2] 中野宏毅, 山本鎮男, 吉田靖夫 著: ウェーブレットによる信号処理と画像処理. 共立出版 (1999)