

入力の直交化を行う適応フィルタの収束解析と高速学習法に関する研究

メタデータ	言語: jpn 出版者: 公開日: 2017-10-05 キーワード (Ja): キーワード (En): 作成者: メールアドレス: 所属:
URL	http://hdl.handle.net/2297/16524

氏 名	徳 井 直 樹
生 年 月 日	
本 籍	石 川 県
学 位 の 種 類	博 士 (工 学)
学 位 記 番 号	博 甲 第 530 号
学位授与の日付	2002 年 9 月 30 日
学位授与の要件	課程博士 (学位規則第 4 条第 1 項)
学位授与の題目	入力の直交化を行う適応フィルタの収束解析と高速学習法に関する研究
論文審査委員 (主査)	中山 謙二 (工学部・教授)
論文審査委員 (副査)	西川 清 (工学部・教授) 船田 哲男 (工学部・教授) 堀田 英輔 (工学部・講師) 平野 晃宏 (工学部・講師)

学 位 論 文 要 旨

Abstract

Adaptive filters are widely applied to echo cancellers, noise cancelers and so on. In learning algorithms, fast convergence, numerical stability and low computational load are very important. For this purpose, joint adaptive filters combining an input signal orthogonalization step and an FIR adaptive filter, adjusted by the NLMS algorithm are a hopeful approach.

One useful joint adaptive filters is to combine a lattice predictor and an FIR adaptive filter supervised by the gradient method, for instance NLMS algorithm. However, convergence property of the conventional approach is very sensitive to the reflection coefficient adaptation in the lattice predictor. In this study, the convergence property is theoretically analyzed. The filter coefficients $w(n+1)$ at the n -th sample are updated using the reflection coefficients $\kappa(n)$ updated at the n -th sample. However, $w(n+1)$ is used at the $(n+1)$ -th sample to evaluate the output error. At the $(n+1)$ -th sample, $\kappa(n)$ is already updated to $\kappa(n+1)$. The combination of $w(n)$ and $\kappa(n+1)$ is not guaranteed to minimize the output error, because $\kappa(n)$ is updated so as to orthogonalize the input signal, not to minimize the output error. This causes some error, whose effects appear after some convergence.

An improved learning method is proposed in order to compensate for this mismatch. The transfer function after updating the filter coefficients can be expressed by $K(n)w(n+1)$, where $K(n)$ is a matrix composed of the reflection coefficients. After updating $\kappa(n)$, the transfer function is changed to $K(n+1)w(n+1)$. In order to hold the transfer function unchanged, $w(n)$ is compensated for as $\hat{w}(n+1) = K(n+1)^{-1}K(n)w(n+1)$. $\hat{w}(n+1)$ is used in evaluating the output error at the $(n+1)$ -th sample.

The convergence property of the proposed method is close to that of the RLS algorithm. The computational load is proportional to a product of the filter length and the prediction order, which can be well reduced from that of the RLS algorithm. Simulation results using colored noise signals and real voices demonstrate usefulness of the proposed algorithm.

Finally, in order to reduce the computational load, tow kinds of approaches are proposed. First, the reflection coefficients in the joint adaptive filter are updated at some interval. The reflection coefficients are copied from the other predictor, in which the reflection coefficients are updated at every sample. Second, the joint adaptive filter is divided into several blocks in order to reduced size of $K(n)$.

1 緒言

デジタル LSI 技術の発達により、適応フィルタはエコーキャンセラやノイズキャンセラなどに広く応用されるようになってきた。この適応フィルタに求められる特性として、非定常な有色入力に対する高速な収束特性、数値的計算上の安定性、及び処理に要する計算量が少ないことなどがあげられる。このうち、計算量や数値的な安定性の点から正規化 LMS アルゴリズムが広く用いられている。しかし、この正規化 LMS アルゴリズムは、入力信号の自己相関行列の固有値広がりが多い場合、つまり、有色入力や音声信号入力では収束特性が固有値広がり小さい白色入力に比べて著しく悪化する。一方、RLS アルゴリズムは入力信号の種類に関わりなく高速な収束特性が得られる。しかし、RLS アルゴリズムの計算量はフィルタ長 M の $O(M^2)$ となるため大変多くなる。

ここで、図 1 に示すような、入力信号を直交化によって白色化して正規化 LMS アルゴリズムを用いる適応アルゴリズムがある。本研究では、この入力の直交化を行う適応フィルタの諸問題のうち、収束解析と高速学習法を検討する。

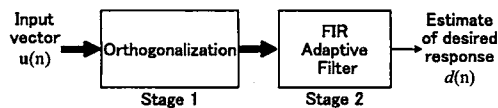


図 1: 入力信号の直交化を行う適応フィルタ

2 離散コサイン変換によって直交化を行う適応フィルタの安定化方法

まず、入力信号の直交化に離散コサイン変換を用いる適応フィルタの安定化方法について提案する。これまで提案されてきた入力信号の直交化に離散コサイン変換を用いる適応フィルタでは、フィルタ次数の増加によって間接型離散コサイン変換の演算誤差が無視できなくなり、それによって推定誤差の増加する点や、学習回数が増加することで学習が不安定になる点が問題であること指摘する。この指摘した点に基づいて、間接型離散コサイン変換の計算が不安定にならないために導入されている安定係数が、積算量の違いから演算誤差が発生する部分について演算誤差を解消する方法を提案する。また、適応フィルタ係数 $w(n)$ の学習に用いる各タップにおける入力平均値の計算方法を学習回数に関わりなく一定にする方法を提案する。白色信号、有色信号、および、音声信号を用いて計算機シミュレーションを行う。この計算機シミュレーションによって、間接型コサイン変換の演算誤差による適応フィルタの推定誤差が高い値で飽和する現象を解消することを確認する。

3 ラチス形予測器によって直交化を行う適応フィルタの安定化方法

ここで、図 2 に示す入力信号の直交化にラチス形予測器による予測誤差を用いた適応フィルタの安定かつ高速な学習アルゴリズムについて提案する。このラチス形予測器は、入力信号を自己回帰モデルと仮定してその係数をラチス形予測器の反射係数 $\kappa(n)$ によって推定する。これまで提案されてきたラチス形予測器によって入力の直交化を行う適応フィルタでは、学習が進むことで収束する誤差が理論値より大きい値で飽和する現象が確認されていた。しかし、その原因は解明されていなかった。これまで提案された方法でのシミュレーションは、この飽和する現象で発生する出力誤差よりも大きい付加雑音を推定すべき未知システム出力に合成することで、この欠点を目立たせないようにしていた。

本研究では、この出力誤差が理論値よりも高い値で飽和する原因について解析し、次のことを明らかにした。フィルタ係数 $w(n)$ は出力誤差を低減する方向に更新される。一方、予測器の反射係数 $\kappa(n)$ は入力信号を直交化する方向に更新されるため、誤差曲面の断面は真円に近づき、高速化に寄与する。しかし、 $\kappa(n)$ の 1 回の更新において出力誤差が低減することは保証されていない。具体的には、 $w(n)$ は $\kappa(n)$ に対して出力誤差を低減する方向に更新される。しかし、次の時刻 $n+1$ では反射係数は $\kappa(n+1)$ に更新される。

出力誤差は $w(n)$ と $\kappa(n+1)$ の組み合わせで評価されるため、減少することが保証されない。

この解析に基づいて、新しい学習法を提案した。時刻 n において更新されたフィルタ係数を用いた伝達関数を $K(n)w(n+1)$ と表す。 $K(n)$ は反射係数で構成される三角行列である。この伝達関数により出力誤差が低減されることは保証される。しかし、次の時刻 $n+1$ では反射係数が $K(n+1)$ に更新されるため伝達関数は $K(n+1)w(n+1)$ に変化する。この伝達関数は出力誤差の低減を保証していない。そのため、反射係数の更新により伝達関数を変化させない補正を行う。具体的には、フィルタ係数を $\hat{w}(n+1) = K(n+1)^{-1}K(n)w(n+1)$ に補正する。 $\hat{w}(n+1)$ が時刻 $n+1$ で出力誤差を評価するために用いられる。この学習法で必要な計算の大半は $\hat{w}(n+1)$ の計算であり、これはラチス形予測器の次数とフィルタの次数の積に比例している。この

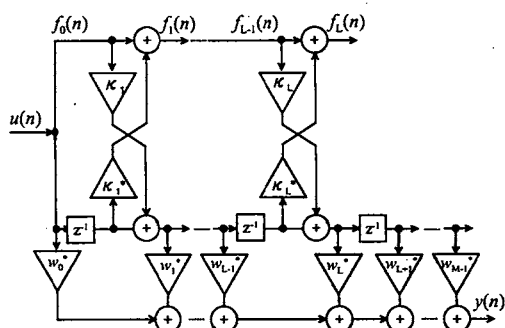


図 2: L 次ラチス形予測器によって入力信号の直交化を行う $M-1$ 次適応フィルタ

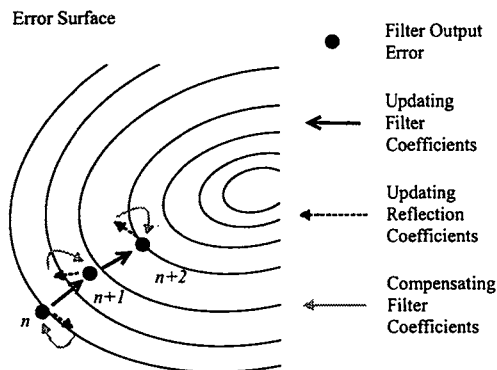


図 3: 同期形学習アルゴリズムと誤差曲面

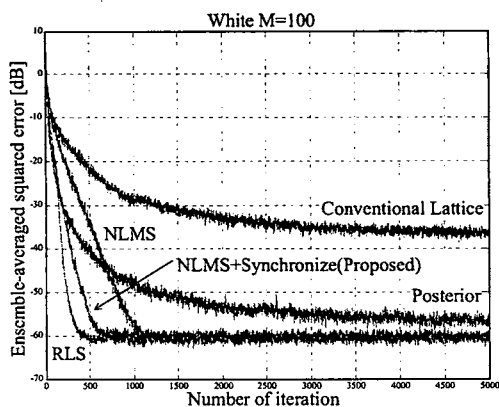


図 4: 同期形学習アルゴリズムの白色入力に対する収束特性

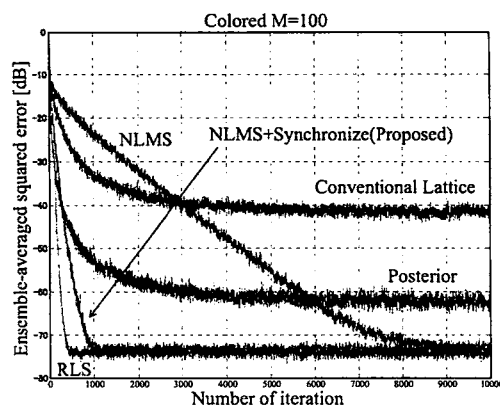


図 5: 同期形学習アルゴリズムの有色入力に対する収束特性

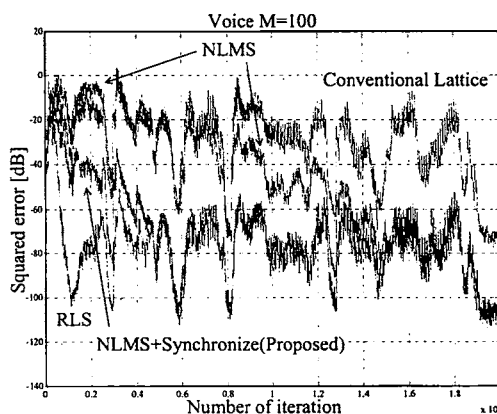


図 6: 同期形学習アルゴリズムの音声入力に対する収束特性

提案したアルゴリズムは、ラチス形予測器の反射係数による行列 $K(n)$ の更新に同期して補正適応フィルタ係数 $\hat{w}(n)$ に補正することから、“同期形学習アルゴリズム”と称する。この“同期形学習アルゴリズム”の関係は図3に示すようになる。ラチス予測器による白色化は、入力信号の相関行列の固有値広がり大きいと楕円形になる誤差曲面を固有値広がり小さい真円形に近づけることで、勾配法における有色信号などの収束速度を高速化する。しかし、誤差曲面上の破線で示すように、反射係数 k の更新により伝達関数も僅かに変動する。そこで、この反射係数の更新により伝達関数が僅かに変動した位置から元に戻すように適応フィルタ係数を補正する。これは、誤差曲面上で灰色線で表している。そして、誤差曲面上で実線で示すように、次のサンプルで誤差が減少する方向に適応フィルタ係数を更新する。

この提案したアルゴリズムを用いて計算機シミュレーションを行っている。その結果は、白色信号が図4、有色信号が図5、および、音声信号は図6に示している。このシミュレーション結果の図4と図5は、100回の試行における誤差の自乗平均の収束特性である。この“同期形学習アルゴリズム”(NLMS+Synchronize)は、ラチス形予測器が反射係数を更新する影響を完全に解決し、適応フィルタの推定誤差を他のFIR形適応フィルタと同程度の推定誤差に収束することが確認できる。従来のラチス形予測器によって入力信号の直交化を行う適応フィルタ(Conventional Lattice)では、反射係数の更新による伝達関数の変動の影響によって、推定誤差が高い値で飽和していることが確認できる。一方、Posteriori errorを用いた方法(Posterior)は白色入力と有色入力では“Conventional Lattice”に比べて約20dB誤差を改善しているが、反射係数更新の影響を完全に解決できないため、NLMS、RLSや提案した同期形学習アルゴリズムより高い誤差で飽和している。また、NLMSアルゴリズムでは白色信号に比べ、有色信号、および、音声信号の収束速度が極端に劣化するが、提案した“同期形学習アルゴリズム”を用いたラチス形予測器を用いて入力信号の直交化を行う適応フィルタでは、RLSアルゴリズムに匹敵する収束速度になる事を確認できる。

4 ラチス形予測器によって直交化を行う適応フィルタの安定化方法の計算量削減

ここでは、先に提案した入力信号の直交化にラチス形予測器を用いた適応フィルタの安定かつ高速な“同期形学習アルゴリズム”の計算量を削減する方法を2種類提案する。この“同期形学習アルゴリズム”は、ラチス予測器の次数 L とフィルタの次数 M とすると、安定化に $O(ML)$ の計算量を必要である。このためハードウェアで実現する時に、RLSアルゴリズムの計算量 $O(M^2)$ より少ないが、多くの資源を要求する。

そこで一つ目の計算量削減法は、この安定かつ高速な“同期形学習アルゴリズム”の計算を定期的に一時停止させて、必要な計算量の最大値を約半分に削減する反射係数ブロック更新方法を提案する。これは毎サンプル反射係数を更新する方法ではなく、定期的に変化させるようにすることで、“同期形学習アルゴリズム”で用いる反射係数による行列の要素が固定されることを利用し、計算量の軽減を実現する。この方法に

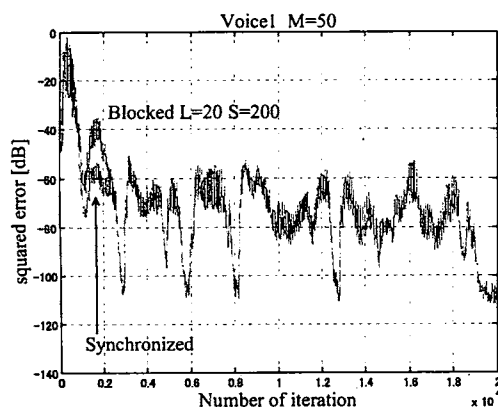


図7: 反射係数ブロック更新法の音声信号に対する収束特性

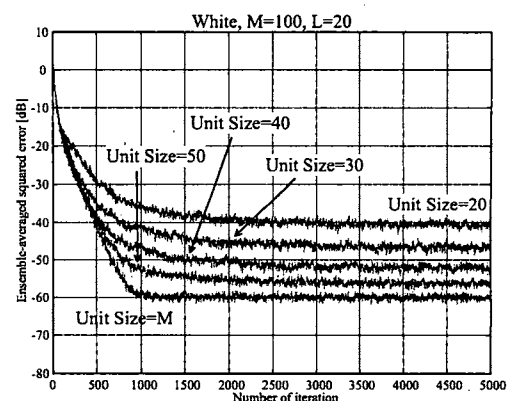


図8: 分割補正法の白色入力に対する収束特性

よって、必要な計算量は時間とともに変動するが、最大値で約半分になる。

二つ目の計算量削減法は、“同期形学習アルゴリズム”の計算を全ての適応フィルタ係数に対して適用せずに、制限した量の適応フィルタ係数に補正を行って、計算量を削減する補正分割方法を提案した。この補正分割方法では、“同期形学習アルゴリズム”で用いる反射係数による行列の要素が後半は1サンプル前の複写であることを利用して、補正に必要な計算量を削減することを実現した。

図7に反射係数ブロック更新方法の音声信号を用いた計算機シミュレーション結果を示す。この図7から、反射係数ブロック更新方法では、初期の収束速度が劣化することが確認されたが、収束後は第4章の“同期形学習アルゴリズム”と同等の推定誤差量を維持することを確認できる。図8に補正分割方法の白色信号を用いた計算機シミュレーション結果を示す。この図8の結果から、補正分割方法では、補正分割量が少なくなると誤差の増加と収束速度の劣化が認められたが、補正分割量がフィルタ長の約半分程度であれば十分な推定誤差量と収束速度を実現する事を確認できた。

5 結言

本論文では、入力の直交化を行う適応フィルタアルゴリズムの収束解析と高速学習法を提案した。さらに、提案した高速学習法の計算量を削減する方法を提案した。これらの提案したアルゴリズムを利用することで、比較的少ない計算量で音声信号等に対して優れた収束特性を示す適応フィルタの構築が可能となる。

学位論文審査結果の要旨

平成14年7月29日に開催された第1回学位論文審査委員会、及び平成14年8月5日に行われた口頭発表と第2回学位論文審査委員会で審査した結果、以下の通り判定した。

適応フィルタの学習アルゴリズムとして勾配法と最小二乗法があるが、収束速度または計算量の点で問題を抱えている。このため、入力信号をラチス形予測誤差フィルタにより無相関とし、勾配法と組み合わせる方法が有効であるとされている。

本論文は、ラチス形予測誤差フィルタを用いる適応フィルタを対象として、まず、収束特性を理論的に解析している。適応フィルタの伝達関数は予測誤差フィルタの反射係数 $\kappa(n)$ とフィルタ係数 $w(n)$ で構成される。時刻 n における $\kappa(n)$ と $w(n)$ に対する出力誤差 $e(n)$ により $w(n)$ は更新されて $w(n+1)$ になる。 $w(n+1)$ は $\kappa(n)$ に対して $e(n)$ を低減できるが、時刻 $n+1$ では $\kappa(n)$ は $\kappa(n+1)$ に更新されるため、出力誤差の減少が保証されないことを明らかにし、その下限を与えている。次に、この問題を解決する学習アルゴリズムを提案している。時刻 n においてフィルタ係数を勾配法により更新し $w(n+1)$ とした後、 $\kappa(n+1)$ に対して伝達関数を不変に保つように $w(n+1)$ を変換する方法である。計算量は予測次数 $\times$ フィルタ次数に比例するが、計算量を低減するブロック処理法も提案している。シミュレーションでは、種々の入力信号に対して従来法よりも収束速度が速く、計算量は最小二乗法よりも大幅に軽減できることを確認している。

以上の研究成果は、フィルタ係数更新に要する計算量を抑えつつ、安定で高速な収束特性を実現する学習アルゴリズムを提案しており、学術的及び実用的価値が高く、博士論文に値するものと判定する。