

(19) 日本国特許庁(JP)

(12) 特 許 公 報(B2)

(11) 特許番号

特許第4398146号
(P4398146)

(45) 発行日 平成22年1月13日(2010.1.13)

(24) 登録日 平成21年10月30日(2009.10.30)

(51) Int.Cl.		F I	
HO3H 21/00	(2006.01)	HO3H 21/00	
GO1S 3/805	(2006.01)	GO1S 3/805	
GO1S 7/02	(2006.01)	GO1S 7/02	G
GO1S 7/523	(2006.01)	GO1S 7/52	D

請求項の数 42 (全 51 頁)

(21) 出願番号	特願2002-541791 (P2002-541791)	(73) 特許権者	501352882
(86) (22) 出願日	平成13年10月25日(2001.10.25)		キネテイツク・リミテッド
(65) 公表番号	特表2004-514317 (P2004-514317A)		イギリス国、ロンドン・エス・ダブリュ・
(43) 公表日	平成16年5月13日(2004.5.13)		1・6・テイ・デイ、バツキンガム・ゲー
(86) 国際出願番号	PCT/GB2001/004717		ト・85
(87) 国際公開番号	W02002/039584	(74) 代理人	100062007
(87) 国際公開日	平成14年5月16日(2002.5.16)		弁理士 川口 義雄
審査請求日	平成16年10月4日(2004.10.4)	(74) 代理人	100113332
(31) 優先権主張番号	0027238.5		弁理士 一入 章夫
(32) 優先日	平成12年11月8日(2000.11.8)	(74) 代理人	100114188
(33) 優先権主張国	英国 (GB)		弁理士 小野 誠
		(74) 代理人	100103920
			弁理士 大崎 勝真
		(74) 代理人	100124855
			弁理士 坪倉 道明

最終頁に続く

(54) 【発明の名称】 適応フィルタ

(57) 【特許請求の範囲】

【請求項1】

フィルタに印加された信号サンプルのシーケンス ($x(1)$ から $x(t)$) の補間残差 ($n - i, i - 1(t - i + 1)$) から導出(14)されるゲインベクトル ($k^N(t)$) によって、フィルタの係数または重み ($w_1(t)$ から $w_N(t)$) を更新する(16) ように構成されることを特徴とする適応フィルタ。

【請求項2】

a) 予測残差 ($n^F(t), n^B(t)$) を導出するために信号サンプルの入力シーケンスを処理し(12)、

b) 予測残差 ($n^F(t), n^B(t)$) を補間残差 ($n - i, i - 1(t - i + 1)$) に変換し(14)、

c) 補間残差 ($n - i, i - 1(t - i + 1)$) からゲインベクトル ($k^N(t)$) の成分 ($k_i^N(t)$) を導出し(16)、および、

d) ゲインベクトル ($k^N(t)$) を入力および参照信号 ($x(t), y(t)$) と組み合わせ(18)、適応フィルタリングを提供するために要求されるように、フィルタ係数または重み ($w_1(t)$ から $w_N(t)$) を更新するように構成されることを特徴とする適応フィルタ。

【請求項3】

予測残差は最小二乗予測残差 ($n^F(t), n^B(t)$) であることを特徴とする請求項2に記載の適応フィルタ。

【請求項 4】

再帰性最小二乗格子 (RLSL) アルゴリズムを使用して信号サンプルのシーケンス ($x(1)$ から $x(t)$) を処理する (12) ことによって予測残差 ($n^F(t)$, $n^B(t)$) を得るように構成されることを特徴とする請求項 2 または 3 に記載の適応フィルタ。

【請求項 5】

各反復が残差 ($p, f(t-f)$) またはそれから導出される中間結果 ($p+1, f(t-f)$, $p, f+1(t-f-1)$) の指数 (例えば f または p) を変更する反復手法によって、予測残差 ($n^F(t)$, $n^B(t)$) を、ゲインベクトル成分 ($k_i^N(t)$) に対応する補間残差 ($N-i, i-1(t-i+1)$) に変換する (14) 10 ように構成されることを特徴とする請求項 2、3、または、4 に記載の適応フィルタ。

【請求項 6】

反復手法は予測残差 ($n^F(t)$, $n^B(t)$) を補間残差 ($p, 0(t)$, $0, f(t-f)$) として扱うことによって実施される分割征服手法 (70, 72) であり、反復は、補間残差 ($p, 0(t)$, $0, f(t-f)$) を、非正規化形のゲインベクトル ($k^N(t)$) の成分を提供する補間残差 ($N-i, i-1(t-i+1)$) に変換するよう、指数 (f, p) が適切に変更されるまで進行するように構成されることを特徴とする請求項 5 に記載の適応フィルタ。

【請求項 7】

予測残差は最小二乗予測残差 ($n^F(t)$, $n^B(t)$) であり、反復手法は、前方または後方予測残差 ($n^F(t)$, $n^B(t)$) を、後続または先行する時系列信号サンプルの不在に対応する 2 つの指数 (f, p) の 1 つについてゼロの値を持つ補間残差 ($p, 0(t)$, $0, f(t-f)$) として扱うことによって実施され、反復は、ゼロ指数の補間残差 ($p, 0(t)$, $0, f(t-f)$) を、同じく非正規化形ゲインベクトルの成分である他の補間残差 ($N-i, i-1(t-i+1)$) に変換するよう、ゼロ指数 ($0 = f$ または p) が十分に変更されるまで進行するように構成されることを特徴とする請求項 6 に記載の適応フィルタ。

【請求項 8】

反復手法は、ゲインベクトル ($k^N(t)$) の成分 ($k_i^N(t)$) に導く複数回の反復のシーケンスにおける反復 ($p+1, f(t-f)$, $p, f+1(t-f-1)$) 30 を、中間結果として扱うことも含み、反復は、中間結果をゲインベクトル ($k^N(t)$) の成分 ($k_i^N(t)$) に対応する補間残差 ($N-i, i-1(t-i+1)$) に変換するよう、中間結果 ($p+1, f(t-f)$, $p, f+1(t-f-1)$) の指数 ($f, f+1, p, p+1$) が十分に変更されるまで進行するように構成されることを特徴とする請求項 5、6、または、7 に記載の適応フィルタ。

【請求項 9】

N が $2 \times$ に等しく、 x が正の整数である次数 N の適応フィルタであって、ゲインベクトル ($k^N(t)$) の非正規化成分を生成するためのシーケンスにおける反復は、中間点のすぐ隣および逆側の 2 つの残差 ($M^F(t) = M, 0(t)$, $M^B(t) = 0, M(t)$) の 1 つの使用で開始し、使用する残差 ($M, 0(t)$, $0, M(t)$) は 40 、反復シーケンスにおいて変化されない指数 (M) が相対的に大きな値を有するものであり、関連する中間点は 2 つの量の間の中間であり：

a) 2 つの量の 1 つは補間残差 ($6_3, 0(t)$) であり、他の 1 つはゲインベクトルが生成される関連する時系列のメンバ ($x(t) = 0, 0(t)$) であるか、または、

b) 2 つの量の 1 つは補間残差 ($6_3, 0(t)$) であり、他の 1 つは以前の反復のための開始点 ($3_2, 0(t)$) であるか、または、

c) 2 つの量は以前の反復のためのそれぞれ開始および終了点 ($3_2, 0(t)$, $3_2, 3_1(t)$) であることを特徴とする請求項 8 に記載の適応フィルタ。

【請求項 10】

Nは各々が2の累乗である整数の和に等しい次数Nの適応フィルタであって、反復手法は、次数の各々がそれぞれ2の累乗であるフィルタの組合せとしてフィルタを扱うことを含むことを特徴とする請求項8に記載の適応フィルタ。

【請求項11】

ゲインベクトルの非正規化成分を生成するためのシーケンスにおける反復は、中間点のすぐ隣および逆側の2つの残差の1つの使用で開始し、使用する残差は、反復シーケンスにおいて変化されない指数が相対的に大きな値を有するものであり、関連する中間点は2つの量の間の中間であり：

a) 2つの量の1つは補間残差であり、他の1つはゲインベクトルが生成される関連する時系列のメンバであるか、または、

b) 2つの量の1つは補間残差であり、他の1つは以前の反復のための開始点であるか、または、

c) 2つの量は以前の反復のためのそれぞれ開始および終了点であることを特徴とする請求項10に記載の適応フィルタ。

【請求項12】

QR分解手法によって、予測残差を、ゲインベクトルの成分に対応する補間残差に変換するよう構成され、QR分解手法において：

a) $(i) = (i) + k(i) (i)$ という形の方程式は、与えられた予測および補間残差 (i) および (i) に対して補間残差 (i) および係数 $k(i)$ について解かれ、そうする際に、異なったサンプル指数 j について得られた $(j) + k(j) (j)$ の二乗和の最小化を行うという制約が条件となり；および

b) $(i) = (i) - k(i) (i)$ という形の方程式は、与えられた予測および補間残差 (i) および (i) に対して (i) および $k(i)$ について解かれ、そうする際に、得られた $k(i)$ の値が、実質的に、 (i) および $k(i)$ について $(i) = (i) + k(i) (i)$ を解く際に得られるものであるという制約が条件となることを特徴とする請求項2に記載の適応フィルタ。

【請求項13】

QR分解は、正弦および余弦回転パラメータの平方根の計算を必要としない等価物である平方根自由回転パラメータを採用することを特徴とする請求項12に記載の適応フィルタ。

【請求項14】

ゲインベクトルはカルマンゲインベクトル $(k^N(t))$ であることを特徴とする請求項1または2に記載の適応フィルタ。

【請求項15】

フィルタリングのためのデータとして提供される信号サンプルのシーケンス $(x(1))$ から $x(t)$ の補間残差 $(N-i, i-1)(t-i+1)$ から導出されるゲインベクトル $(k^N(t))$ によってフィルタの係数または重み $(w_1(t))$ から $w_N(t)$ を更新(16)することを含むことを特徴とする適応フィルタリングのための方法。

【請求項16】

適応フィルタリングのための方法であって、

a) 予測残差 $(n^F(t), n^B(t))$ を導出するために、信号サンプルの入力シーケンスを処理するステップ(12)と、

b) 予測残差 $(n^F(t), n^B(t))$ を補間残差 $(N-i, i-1)(t-i+1)$ に変換するステップ(14)と、

c) 補間残差 $(N-i, i-1)(t-i+1)$ からゲインベクトル $(k^N(t))$ の成分 $(k_i^N(t))$ を導出するステップ(16)と、および、

d) ゲインベクトル $(k^N(t))$ と入力および参照信号 $(x(t), y(t))$ とを組み合わせ(18)、適応フィルタリングを提供するために要求されるように、フィルタ係数または重み $(w_1(t))$ から $w_N(t)$ を更新するステップを含むことを特徴とする方法。

10

20

30

40

50

【請求項 17】

予測残差は最小二乗予測残差 ($n^F(t)$, $n^B(t)$)であることを特徴とする請求項 16 に記載の方法。

【請求項 18】

再帰性最小二乗格子 (RLSL) アルゴリズムを使用して信号サンプルのシーケンス ($x(1)$ から $x(t)$) を処理する (12) ことによって予測残差 ($n^F(t)$, $n^B(t)$) を得るように構成されることを特徴とする請求項 16 または 17 に記載の方法。

【請求項 19】

各反復は残差 ($p, f(t-f)$) またはそれから導出される中間結果 ($p+1, f(t-f)$, $p, f+1(t-f-1)$) の指数 (例えば f または p) を変更する反復手法によって、予測残差 ($n^F(t)$, $n^B(t)$) を、ゲインベクトル成分 ($k_i^N(t)$) に対応する補間残差 ($N-i, i-1(t-i+1)$) に変換することを特徴とする請求項 16、17、または、18 に記載の方法。

10

【請求項 20】

反復手法は、予測残差 ($n^F(t)$, $n^B(t)$) を補間残差 ($p, 0(t)$, $0, f(t-f)$) として扱い、補間残差 ($p, 0(t)$, $0, f(t-f)$) を非正規化形ゲインベクトルの成分を提供する補間残差に変換するよう、指数 (f または p) を適切に変更する分割征服手法であることを特徴とする請求項 19 に記載の方法。

【請求項 21】

予測残差は最小二乗予測残差 ($n^F(t)$, $n^B(t)$) であり、反復手法は、前方または後方残差 ($n^F(t)$, $n^B(t)$) を、後続または先行する時系列信号サンプルの不在に対応する 2 つの指数 (f, p) の 1 つについてゼロの値を持つ補間残差 ($p, 0(t)$, $0, f(t-f)$) として扱い、反復は、ゼロ指数の補間残差 ($p, 0(t)$, $0, f(t-f)$) を、同じく非正規化形ゲインベクトルの成分である他の補間残差 ($N-i, i-1(t-i+1)$) に変換するよう、ゼロ指数 ($0 = f$ または p) が十分に変更されるまで進行することを特徴とする請求項 20 に記載の方法。

20

【請求項 22】

反復手法はまた、ゲインベクトル ($k^N(t)$) の成分 ($k_i^N(t)$) に導く複数回の反復のシーケンスにおける反復 ($p+1, f(t-f)$, $p, f+1(t-f-1)$) を、中間結果として扱い、反復は、中間結果をゲインベクトルの成分に対応する補間残差 ($N-i, i-1(t-i+1)$) に変換するよう、中間結果 ($p+1, f(t-f)$, $p, f+1(t-f-1)$) の指数 ($f, f+1, p, p+1$) が十分に変更されまで進行することを特徴とする請求項 19、20、または 21 に記載の方法。

30

【請求項 23】

N は 2^x に等しく、 x は整数である次数 N のデジタルフィルタを実施する方法であって、ゲインベクトル ($k^N(t)$) の非正規化成分を生成するためのシーケンスにおける反復を含み、反復は中間点のすぐ隣および逆側の 2 つの残差 ($M^F(t) = M, 0(t)$, $M^B(t) = 0, M(t)$) の 1 つの使用で開始し、使用する残差 ($M, 0(t)$, $0, M(t)$) は、反復シーケンスにおいて変化されない指数 (M) が相対的に大きな値を有するものであり、関連する中間点は 2 つの量の中間であり、

40

a) 2 つの量の 1 つは補間残差 ($6_3, 0(t)$) であり、他の 1 つはゲインベクトルが生成される関連する時系列のメンバ ($x(t) = 0, 0(t)$) であるか、または

b) 2 つの量の 1 つは補間残差 ($6_3, 0(t)$) であり、他の 1 つは以前の反復のための開始点 ($3_2, 0(t)$) であるか、または、

c) 2 つの量は以前の反復のためのそれぞれ開始および終了点 ($3_2, 0(t)$, $3_2, 3_1(t)$) であることを特徴とする請求項 22 に記載の方法。

【請求項 24】

反復手法は、次数の各々がそれぞれ 2 の累乗であるフィルタの組合せとしてフィルタを

50

扱うことを含むことを特徴とするNは各々が2の累乗である整数の和に等しい次数Nのデジタルフィルタを実施する請求項22に記載の方法。

【請求項25】

ゲインベクトルの非正規化成分を生成するためのシーケンスにおける反復を含み、反復は中間点のすぐ隣および逆側の2つの残差の1つの使用で開始し、使用する残差は、反復シーケンスにおいて変化されない指数が相対的に大きな値を有するものであり、関連する中間点は2つの量の間であり、

a) 2つの量の1つは補間残差であり、他の1つはゲインベクトルが生成される関連する時系列のメンバであるか、または、

b) 2つの量の1つは補間残差であり、他の1つは以前の反復のための開始点であるか、または、

c) 2つの量は以前の反復のためのそれぞれ開始および終了点であることを特徴とする請求項24に記載の方法。

【請求項26】

QR分解手法によって、予測残差を、ゲインベクトルの成分に対応する補間残差に変換することを含み、QR分解手法において：

a) $(i) = (i) + k(i)$ (i) という形の方程式は、与えられた予測および補間残差 (i) および補間残差 (i) に対して係数 (i) および $k(i)$ について解かれ、そうする際に、異なったサンプル指数 j について得られた $(j) + k(j)$ (j) の二乗和の最小化を行うという制約が条件となり；および

b) $(i) = (i) - k(i)$ (i) という形の方程式は、与えられた予測および補間残差 (i) および (i) に対して (i) および $k(i)$ について解かれ、そうする際に、得られた $k(i)$ の値が、実質的に、 (i) および $k(i)$ について $(i) = (i) + k(i)$ (i) を解く際に得られるものであるという制約が条件となることを特徴とする請求項16に記載の方法。

【請求項27】

QR分解は正弦および余弦回転パラメータの平方根の計算を必要としない等価物である平方根自由回転パラメータを採用することを特徴とする請求項26に記載の方法。

【請求項28】

ゲインベクトルはカルマンゲインベクトル $(k^N(t))$ であることを特徴とする請求項15または16に記載の方法。

【請求項29】

コンピュータ装置を制御して、フィルタリングのために提供される信号サンプルのシーケンス $(x(1)$ から $x(t))$ の補間残差 $(N - i, i - 1(t - i + 1))$ から導出されるゲインベクトル $(k^N(t))$ によって、更新されたフィルタの係数または重み $(w_1(t)$ から $w_N(t))$ を生成する(16)ように構成されることを特徴とする適応フィルタを実施するためのコンピュータプログラム。

【請求項30】

適応フィルタを実施するためのコンピュータプログラムであって、コンピュータ装置を制御して、

a) 予測残差 $(n^F(t), n^B(t))$ を導出するために信号サンプルの入力シーケンスを処理し(12)、

b) 予測残差 $(n^F(t), n^B(t))$ を、補間残差 $(N - i, i - 1(t - i + 1))$ に変換し(14)、

c) 補間残差 $(N - i, i - 1(t - i + 1))$ からゲインベクトル $(k^N(t))$ の成分 $(k_i^N(t))$ を導出し(16)、および、

d) ゲインベクトル $(k^N(t))$ と入力および参照信号 $(x(t), y(t))$ とを組み合わせ、適応フィルタリングを提供するために要求されるように、フィルタ係数または重み $(w_1(t)$ から $w_N(t))$ を更新するように構成されることを特徴とする方法。

【請求項 3 1】

予測残差は最小二乗予測残差 ($n^F(t)$, $n^B(t)$) であることを特徴とする請求項 3 0 に記載のコンピュータプログラム。

【請求項 3 2】

コンピュータ装置を制御して、再帰性最小二乗格子 (RLSL) アルゴリズムを使用して信号サンプルのシーケンス ($x(1)$ から $x(t)$) を処理する (12) ことによって予測残差 ($n^F(t)$, $n^B(t)$) を得るように構成されることを特徴とする請求項 3 0 または 3 1 に記載のコンピュータプログラム。

【請求項 3 3】

コンピュータ装置を制御して、各反復が残差 ($p, f(t-f)$) またはそれから導出される中間結果 ($p+1, f(t-f)$, $p, f+1(t-f-1)$) の指数 (例えば f または p) を変更する反復手法によって、予測残差 ($n^F(t)$, $n^B(t)$) を、ゲインベクトル成分 ($k_i^N(t)$) に対応する補間残差 ($N-i, i-1(t-i+1)$) に変換する (14) ように構成されることを特徴とする請求項 3 0、3 1、または、3 2 に記載のコンピュータプログラム。

【請求項 3 4】

反復手法は予測残差 ($n^F(t)$, $n^B(t)$) を補間残差 ($p, 0(t)$, $0, f(t-f)$) として扱うことによって実施される分割征服手法 (70, 72) であり、コンピュータプログラムは、補間残差 ($p, 0(t)$, $0, f(t-f)$) を非正規化形のゲインベクトル ($k^N(t)$) の成分を提供する補間残差 ($N-i, i-1(t-i+1)$) に変換するよう、指数 (f または p) が適切に変更されるまで進行する反復を提供することを特徴とする請求項 3 3 に記載のコンピュータプログラム。

【請求項 3 5】

予測残差は最小二乗予測残差 ($n^F(t)$, $n^B(t)$) であり、コンピュータプログラムは、前方または後方予測残差 ($n^F(t)$, $n^B(t)$) を、後続または先行する時系列信号サンプルの不在に対応する 2 つの指数 (f, p) の 1 つについてゼロの値を持つ補間残差 ($p, 0(t)$, $0, f(t-f)$) として扱うことによって実行される反復手法を提供し、コンピュータプログラムは、ゼロ指数の補間残差 ($p, 0(t)$, $0, f(t-f)$) を、同じく非正規化形ゲインベクトルの成分である他の補間残差に変換するよう、ゼロ指数 ($0 = f$ または p) が十分に変更されるまで進行する反復を提供することを特徴とする請求項 3 4 に記載のコンピュータプログラム。

【請求項 3 6】

反復手法は、ゲインベクトル ($k^N(t)$) の成分 ($k_i^N(t)$) に導く複数回の反復のシーケンスにおける反復 ($p+1, f(t-f)$, $p, f+1(t-f-1)$) を、中間結果として扱うことも含み、コンピュータプログラムは、中間結果をゲインベクトル ($k^N(t)$) の成分 ($k_i^N(t)$) に対応する補間残差 ($N-i, i-1(t-i+1)$) に変換するよう、中間結果 ($p+1, f(t-f)$, $p, f+1(t-f-1)$) の指数 ($f, f+1, p, p+1$) が十分に変更されるまで進行する反復を提供することを特徴とする請求項 3 3、3 4、または、3 5 に記載のコンピュータプログラム。

【請求項 3 7】

N が 2^x に等しく、 x が整数である次数 N のデジタルフィルタを実施するコンピュータプログラムであって、コンピュータプログラムが、ゲインベクトル ($k^N(t)$) の非正規化成分を生成するためのシーケンスにおける反復を提供し、反復は、中間点のすぐ隣および逆側の 2 つの残差 ($M^F(t) = M, 0(t)$, $M^B(t) = 0, M(t)$) の 1 つの使用で開始し、使用する残差 ($M^F(t) = M, 0(t)$, $M^B(t) = 0, M(t)$) は、反復シーケンスにおいて変化されない指数 (M) が相対的に大きな値を有するものであり、関連する中間点は 2 つの量の間の中間であり：

a) 2 つの量の 1 つは補間残差 ($63, 0(t)$) であり、他の 1 つはゲインベクトルが生成される関連する時系列のメンバ ($x(t) = 0, 0(t)$) であるか、または

10

20

30

40

50

、
 b) 2つの量の1つは補間残差 ($\epsilon_{63,0}(t)$) であり、他の1つは以前の反復のための開始点 ($\epsilon_{32,0}(t)$) であるか、または、

c) 2つの量は以前の反復のためのそれぞれ開始および終了点 ($\epsilon_{32,0}(t)$, $\epsilon_{32,31}(t)$) であることを特徴とする請求項36に記載のコンピュータプログラム。

【請求項38】

反復手法は、次数の各々がそれぞれ2の累乗であるフィルタの組合せとしてフィルタを扱うことを含むことを特徴とするNは各々が2の累乗である整数の和に等しい次数Nのデジタルフィルタを実施する請求項36に記載のコンピュータプログラム。

10

【請求項39】

コンピュータプログラムが、ゲインベクトルの非正規化成分を生成するためのシーケンスにおける反復を提供し、反復は、中間点のすぐ隣および逆側の2つの残差の1つの使用で開始し、使用する残差は、反復シーケンスにおいて変化されない指数が相対的に大きな値を有するものであり、関連する中間点は2つの量の間のものであり：

a) 2つの量の1つは補間残差であり、他の1つはゲインベクトルが生成される関連する時系列のメンバであるか、または、

b) 2つの量の1つは補間残差であり、他の1つは以前の反復のための開始点であるか、または、

c) 2つの量は以前の反復のためのそれぞれ開始および終了点であることを特徴とする請求項38に記載のコンピュータプログラム。

20

【請求項40】

コンピュータプログラムは、QR分解手法によって、予測残差を、ゲインベクトルの成分に対応する補間残差に変換し、QR分解手法において：

a) $(i) = (i) + k(i)(i)$ という形の方程式は、与えられた予測および補間残差 (i) および (i) に対して補間残差 (i) および係数 $k(i)$ について解かれ、そうする際に、異なったサンプル指数 j について得られた $(j) + k(j)(j)$ の二乗和の最小化を行うという制約が条件となり；および

b) $(i) = (i) - k(i)(i)$ という形の方程式は、与えられた予測および補間残差 (i) および (i) に対して (i) および $k(i)$ について解かれ、そうする際に、得られた $k(i)$ の値が、実質的に、 (i) および $k(i)$ について $(i) = (i) + k(i)(i)$ を解く際に得られるものであるという制約が条件となることを特徴とする請求項30に記載のコンピュータプログラム。

30

【請求項41】

QR分解は、正弦および余弦回転パラメータの平方根の計算を必要としない等価物である平方根自由回転パラメータを採用することを特徴とする請求項40に記載のコンピュータプログラム。

【請求項42】

ゲインベクトルはカルマンゲインベクトル ($k^N(t)$) であることを特徴とする請求項29または30に記載のコンピュータプログラム。

40

【発明の詳細な説明】

【0001】

本発明は適応フィルタ、および、これを実施するための方法とコンピュータプログラムに関する。

【0002】

フィルタリングは、信号処理における最も一般的な手順の1つである。フィルタは、所望の特定の諸特性を有する出力信号を作成するために、その入力において信号を処理する。これらの特性が取る正確な形は、特定のフィルタパラメータが取る値によって決定される。線形フィルタにおいて、出力は、入力信号と、タップ付遅延ラインによって生成される遅延入力信号との重み付けされた線形的組合せである。フィルタは、この線形的組合せに

50

重み付けをするために使用される重みである制御可能なパラメータを有する。

【 0 0 0 3 】

フィルタの1つの知られている形は、1つの入力信号のみを備えた時系列フィルタ（または、適応可能であることもある横断フィルタ）である。このフィルタは、遅延信号の線形的組合せを形成する。フィルタの重みは、入力信号の異なった周波数成分を選択または拒絶するために選ぶことができる。フィルタの他の形は、位相アレーレーダビームフォーマである。受信モードにおいて、このようなビームフォーマは空間的に離れたセンサのアレーから信号を受信し、信号は場面から反射されたレーダ波の受信に応じて生成される。フィルタの重みは、センサにおけるレーダ波の到着の方向によってセンサアレー信号の成分を、例えば、選択または拒絶するために選ぶことができ、そのようなビームフォーマは、その空間的選択特性のために、空間フィルタであると言われる。ソナーアレービームフォーマは空間フィルタの関連例であり、ここで、受信モードにおいて、ソナートランスデューサのアレーからの信号およびこれらの遅延信号は、フィルタへの入力を構成する。ソナービームフォーマは、フィルタの重みを変化させることによって、到着の方向と周波数の双方に基づいて信号を選択または拒絶することができる。レーダおよびソナービームフォーマは、送信されたビームを構成するためにフィルタ技術が使用できる送信モードにおいても動作可能である。

10

【 0 0 0 4 】

有限インパルス応答（FIR）フィルタまたは横断フィルタは、それぞれが、個々の乗算器および乗算係数に関連するクロック活性化レジスタが直列接続された一群を含むタップ付遅延ラインとして、ハードウェア内に実施することができるフィルタの知られている形態である。しかし、コンピュータシステムで実行し、アナログからデジタルへの電子的形態の変換の後にセンサからデータを受け入れるソフトウェアにおいて、FIRフィルタは、等価的に、益々実施されている。遅延ライン型のものにおいて、 i がクロックサイクル指数を示す、データ成分 $x(i)$ のシーケンスはラインに沿ってクロック制御され、各レジスタは一時に1つの成分を保持する。データ成分の総数 m はレジスタの数 N より非常に大きい。そのため、 N 個の連続した成分のみがいつでもラインを占有する。ラインは、 N 番目のクロックサイクル上において、データ成分 $x(1) \sim x(N)$ によって占有される。ラインをクロック制御することは、シーケンスを1つのレジスタだけ前進させる。そのため、先頭の成分はラインの一端を離れ、新しい成分が別の一端に導入される。 p 番目のクロックサイクル上において、ラインはデータ成分 $x(p - N + 1) \sim x(p)$ によって占有される。各クロックサイクル上において、各レジスタ内のデータ成分は、各場合における関連乗算器内の個々のフィルタ係数（ i 番目のレジスタについては w_i 、但し、 $i = 1 \sim N$ ）によって乗算され、結果として得られる積は、 p 番目のサイクルについて $z_N(p)$ である結果を形成するために加算される。すなわち：

20

30

【数1】

$$z_N(p) = \sum_{i=1}^N w_i x(p-i+1) \quad (1)$$

代わりに、数式(1)は、成分 $w_1 \sim w_N$ （横断フィルタ係数または重み）を有する重みベクトル \underline{w} と、成分 $x(p) \sim x(p - N + 1)$ を有するデータベクトル $\underline{x}_N(p)$ とのスカラ（ドット）積としても表すことができる。すなわち：

40

【数2】

$$z_N(p) = \underline{w}^T \underline{x}_N(p) \quad (2)$$

ここで、肩文字の指数 T はベクトル転置行列を示す。

【 0 0 0 5 】

有用な信号に加えて、不要な雑音または他の不正な成分を含むデータの集合から意味のある情報を得ることは一般的な要求であり、信号雑音比を改善するために、これに線形フィ

50

ルタリングを使用することは知られている。しかし、雑音および信号の特性が未知であれば、フィルタの選定は不可能でなくとも困難であり、したがって、システムへのデータの入力に応じて修正可能な特性を備えた適応フィルタを使用することが望ましくなり、この点に関して、フィルタの適応性は重要であり、そのため、フィルタ特性は、データ特性に関する評価または仮定を行うことによる演繹の代わりにフィルタリングされるべき入力データから決定される。フィルタの適応性は、係数、および、したがって、変更できる特性も備えた適応フィルタによって実現される。

【 0 0 0 6 】

適応フィルタは、上述したようにレーダおよびソナーなどの分野における、および、同様に、画像および音声の通信および処理におけるアプリケーションを有する。それらは、中でも、チャンネル等化、信号検出（すなわち、マッチングさせたフィルタリング）、音響エコー消去、および、適応雑音消去を行うために使用することができる。

10

【 0 0 0 7 】

適応フィルタの典型的な例は、「手を使わない」電話システムのエコー消去器のものである。ここで、電話のマイクロフォンは呼を発している人からの音声だけでなく、電話のスピーカによって音声が出力される呼の受け手の音声も拾う。もし是正措置が取られなければ、受け手の音声も受け手に送られ、エコーとして現われる。もし受け手が手を使わない電話を使用しているなら、返答は発呼者に戻されることがあり、正帰還または「ハウリング」をもたらすことがある。

【 0 0 0 8 】

エコーは適応フィルタによって除去することができる。電話のスピーカはフィルタへの入力信号となる音声信号 $x(t)$ によって駆動され、参照信号 $y(t)$ が電話のマイクロフォンによって拾われる。フィルタ係数は、 $y(t)$ におけるエコー信号を消去するために適応的に調整される。エコーが除去されたなら、発呼者の音声のみを含む残差信号が電話の呼の受け手に送信される。この残差信号は、エラー信号 $e_N(t)$ と呼ぶこともでき、後述するようにフィルタ係数を調整する際に使用される。

20

【 0 0 0 9 】

適応フィルタリングのためのデジタル信号処理アルゴリズムの開発に関しては、かなりの研究がある。2つの広範な種類のアルゴリズムがある。すなわち、ブロックベースアルゴリズムと再帰性アルゴリズムである。前者は有限な長さのブロックのデータを処理するために使用され、後者は連続したデータストリームを処理するために使用される。アルゴリズムの選定は意図された使用の分野によるが、多くの問題のために、再帰性アルゴリズムはより魅力的である。

30

【 0 0 1 0 】

長年にわたって、2つのタイプの再帰性適応フィルタリングアルゴリズムのみが知られていた。確率傾斜下降 (Stochastic Gradient Descent) (SGD) アルゴリズムと再帰性最小二乗 (Recursive Least Squares) (RLS) アルゴリズムである。より最近には、新しいタイプの再帰性適応フィルタリングアルゴリズムが導入され、これはSGDおよびRLSアルゴリズムの混成型として見ることができる。

40

【 0 0 1 1 】

(よく知られている最小平均二乗 (LMS) アルゴリズムが典型である) SGD アルゴリズムは、瞬間ごとには数学的演算をほとんど要求せず、有限の精度数値効果、すなわち、小さなデジタル量における大きな部分的エラーに対しては堅牢である。残念ながら、LMS アルゴリズムは、ほとんどの場合、最適な解に収斂するのが非常に緩慢である。

【 0 0 1 2 】

他方、RLS アルゴリズムは収斂が非常に迅速である。しかし、これは単位時間当りにより多くの数学的演算を要求し、このことはこのアルゴリズムを完全に非現実的なものにすることもある。例えば、手を使わない電話のためのフィルタは、 4×10^{10} フロップ/秒に相当する 100μ 秒の1クロックサイクルにおいて、4百万の浮動小数点算術演算 (

50

フロップ)を要求し、これは、現在、単一のコンピュータプロセッサを使用しては達成不可能である。

【0013】

さらに、RLSアルゴリズムは数学的な不安定性を示すことがある。すなわち、それは、有限精度数値効果のために、小さな不正確な量による除算などを適切に演算することに失敗することがある。例えば、8ビットの数は、最も重要でないビットの値に関して不正確であることがある。もしこの数の最も重要でないビット以外の全てのビットがゼロ、すなわち、この数が00000001であれば、不正確さは、これが00000000になることを導くことがある。計算は、この場合ゼロによる除算を含むことがある。

【0014】

さらなる問題は、いくつかのRLSアルゴリズムが要求されるフィルタ係数を明示的には計算しないが、代わりに、いくつかのアプリケーションに対してより有用ではない関連する量を計算することである。

【0015】

新しい種類の混成型アルゴリズムは、収斂速度とコンピュータ処理の重荷という相反する問題に対処するために導入された。例は、アフィン射影(Affine Projection)アルゴリズムおよび高速ニュートン(Fast Newton)アルゴリズムである。ここで、LMS型のアルゴリズムとRLSアルゴリズムは、適応フィルタリングの問題を解決するために協働する。RLSアルゴリズムは、適応フィルタの本来の問題よりはかなり小さな問題を解決するために使用され、そのため、多過ぎる追加的コンピュータ処理の負荷を課すことはない。LMSとRLSは協働して、適応フィルタが、LMSのみの場合よりは迅速だが通常は適切なRLSに基づく適応フィルタと同じ程には迅速でなく収斂することを可能にする。これらのアルゴリズムは、アルゴリズムに対するRLS成分が数値的に不安定になることがあるという事実から損害を被っている。

【0016】

現時点では、RLSアルゴリズムには3つの種類がある。すなわち、二次RLSアルゴリズム、高速横断フィルタアルゴリズム、および、RLS格子アルゴリズムである。二次RLSアルゴリズムは数値的には安定であるが、決定されるべきN個の未知の係数を有する問題のために、 N^2 に比例する、クロックサイクル当りの数学的演算数を要求するという欠点を有する。大きなN(例えば、典型的に $N=2000$ である音響エコー消去の問題)を備えたアプリケーションについては、このことが高価なハードウェアとなるか、または、現在の技術を考えれば非現実的でさえある。

【0017】

他方、高速横断フィルタアルゴリズムおよびRLS格子アルゴリズムは、Nに比例するクロックサイクル当りの数学的演算数を要求するのみである(「高速」アルゴリズムと呼ぶ)。残念ながら、高速横断フィルタアルゴリズムは、その数値的不安定性、すなわち、計算における不正確さと四捨五入エラーから生じる有限精度数値効果に対する敏感さのために大きな問題に対しては実質的に使用不可能である。さらに、RLS格子アルゴリズムが数値的に安定であることは可能であるが、それは最も望ましいパラメータ(フィルタ係数)を直接には作成しない。

【0018】

要約すれば、RLSアルゴリズムは、それがいつでもフィルタ係数(または、関連する量)の最適な集合を計算する限りにおいて、最適な性能を有する。次数Nのシングルチャンネルの問題、すなわち、決定するべきN個の量を有する問題については、RLSアルゴリズムは3つの範疇に分けられる。

【0019】

$O(N^2)$ アルゴリズム: コンピュータ処理が高価、Nの大きな値については禁止的に高価。

【0020】

$O(N)$ L S 格子アルゴリズム: コンピュータ処理は高価でない(高速)が、横断フィル

10

20

30

40

50

タの重みは抽出が困難。

【 0 0 2 1 】

O (N) 高速横断フィルタアルゴリズム：コンピュータ処理は高価でない（高速）が、数値的に不安定。

【 0 0 2 2 】

ここで、「O」は、各々の場合に関連する括弧内にあるように、クロックサイクル当りに行われる計算数の大きさ（Nまたは N^2 ）の次数を示す。

【 0 0 2 3 】

アプリケーションの分野にかかわらず、ほとんどの適応フィルタリングアプリケーションは、性能は可能な限り高いが複雑さの低いアルゴリズムの使用を要求する。しかし、アルゴリズムが全ての現実的な意図に対して少なくとも数値的に安定であることは必要条件である。さらに、多くの適応フィルタリングアプリケーションは実際のフィルタの重み自体を要求し、他のいくつかの関連するパラメータは要求しない。従来の技術では、フィルタへの入力、部分的にせよ全体的にせよ、1つまたは複数の遅延信号で構成されている時に、これらの特性を備えた適応フィルタのためのRLSアルゴリズムが存在しない。本発明の目的は、適応フィルタの代案となる形態を提供することである。

10

【 0 0 2 4 】

本発明は、フィルタに印加された信号サンプルのシーケンスの補間残差から導出されるゲインベクトルの手段によって、フィルタの重みを更新するように構成されることを特徴とする適応フィルタを提供する。

20

【 0 0 2 5 】

これに関連して、適応フィルタの重みまたは係数を更新する目的のための従来技術において、補間残差からの導出ではないものの、「カルマン」ゲインベクトルが知られている。補間残差は予測残差の一種である。予測残差は、直接得られたデータ成分と、この成分に関連する他のデータから補間されるこの成分の予測との間の差である。補間残差は、このデータ成分に先行および後続する双方のデータを使用して得られる。直接得られた成分からそれぞれ前方および後方補間を使用して得られた前方および後方予測残差もある。

【 0 0 2 6 】

本発明は多くの長所を提供する。本発明は適応フィルタの代案となる形態である。RLS格子アルゴリズムに基づく従来技術のフィルタとは異なり、要求されるフィルタの重みは、他のいくつかの関連するパラメータとは異なり直接導出され、本発明はRLSアルゴリズム、または、信号サンプルの特性に関する簡略化のための仮定に基づいてコンピュータ処理の負荷の削減されたアルゴリズムにより実施することができる。本発明が、代案となる手法より数値的に堅牢である結果を提供することを期待されていることを示す優れた理論的理由もある。

30

【 0 0 2 7 】

好ましい実施形態において、本発明は、

- a) 予測残差を導出するために、信号サンプルの入力シーケンスを処理し、
- b) 予測残差を補間残差に変換し、
- c) 補間残差からゲインベクトルの成分を導出し、および、
- d) ゲインベクトルを入力および参照信号と組み合わせ、適応フィルタリングを提供するために要求されるように、フィルタ係数または重みを更新するように構成されることを特徴とする適応フィルタも提供する。

40

【 0 0 2 8 】

ゲインベクトルはカルマンゲインベクトルであってもよい。予測残差は最小二乗予測残差であってもよく、これは、再帰性最小二乗格子アルゴリズムを使用して信号サンプルのシーケンスを処理することによって得られてもよい。

【 0 0 2 9 】

各反復が残差またはそれから導出された中間量の指数（後に定義する）を変更する反復手法によって、予測残差は、ゲインベクトルの成分に対応する補間残差に変換することでも

50

きる。反復手法は、予測残差を補間残差として扱うことによって実施される分割征服手法であってもよく、反復は、予測残差を補間残差に変換して非正規化形ゲインベクトルの成分を提供するために、指数が適切に変更されるまで進行するように構成されている。

【0030】

反復手法は、予測残差を、2つの指数の1つに対するゼロの値を持つ補間残差として扱うことによって実施してもよい。これは、後続または先行する時系列信号サンプルの不在に対応する。反復は、各場合のゼロ指数が前方または後方残差を非正規化形ゲインベクトルの成分でもある補間残差に変換するために十分に変更されるまで進行するように構成される。これは、中間結果として、非正規化ゲインベクトルの成分に導く中間結果のシーケンスにおける反復を扱うことも含んでよく、反復は、中間結果の指数がそのような結果をゲインベクトルの成分に対応する補間残差に変換するために、十分に変更されるまで進行するように構成される。

10

【0031】

Nが 2^x に等しく、 x が正の整数である次数Nの適応フィルタについて、ゲインベクトルの非正規化成分を生成するためのシーケンスにおける反復は、中間点のすぐ隣および逆側の2つの残差の1つの使用で開始してもよく、使用する残差は、反復シーケンスにおいて変化されない比較的大きな値の指数を有する残差であり、関連する中間点は、2つの量の間の中間であり：

- a) 2つの量の1つは補間残差であり、他の1つはいくつかのゲインベクトルが生成される関連する時系列のメンバであるか、または、
- b) 2つの量の1つは補間残差であり、他の1つは以前の反復のための開始点であるか、または、
- c) 2つの量は以前の反復のためのそれぞれ開始および終了点である。

20

【0032】

Nが2の累乗ではない次数Nの適応フィルタについて、反復手法はまだ使用することができるが、等しくない次数の重みベクトルの組合せとしてフィルタの重みベクトルを扱うことを含む。例えば、もしNが、各々が2の累乗である整数の和に等しければ、フィルタは、次数の各々がそれぞれ2の累乗であるフィルタの組合せとして扱うことができる。

【0033】

ゲインベクトルの非正規化成分を生成するためのシーケンスにおける反復は、中間点のすぐ隣および逆側の2つの残差の1つの使用で開始してもよく、使用する残差は、反復シーケンスにおいて変化されない指数の比較的大きな値を有するものであり、関連する中間点は、2つの量の間の中間であり：

30

- a) 2つの量の1つは補間残差であり、他の1つはいくつかのゲインベクトルが生成される関連する時系列のメンバであるか、または、
- b) 2つの量の1つは補間残差であり、他の1つは以前の反復のための開始点であるか、または、
- c) 2つの量は以前の反復のためのそれぞれ開始および終了点である。

【0034】

本発明のフィルタは、QR分解手法によって、予測残差をゲインベクトルの成分に対応する補間残差に変換するよう構成してもよく、この手法において：

40

a) $(i) = (i) + k(i) (i)$ という形の方程式は、与えられた (i) および (i) に対して (i) および $k(i)$ について解かれ、そうする際に、異なったサンプル指数 j について得られた $(j) + k(i) (j)$ の二乗和の最小化を行うという制約が条件となり；および

b) $(i) = (i) - k(i) (i)$ という形の方程式は、与えられた (i) および (i) に対して (i) および $k(i)$ について解かれ、そうする際に、得られた $k(i)$ の値が、実質的に、 (i) および $k(i)$ について $(i) = (i) + k(i) (i)$ を解く際に得られるものであるという制約が条件となる。

【0035】

50

QR分解は、正弦および余弦の回転パラメータの平方根自由等価物を採用するように構成されてもよい。

【0036】

代案となる態様において、本発明は、フィルタリングのためのデータとして提供される信号サンプルのシーケンスの補間残差から導出されるゲインベクトルを備えたフィルタの重みを更新することを含むことを特徴とする適応フィルタのための方法を提供する。

【0037】

好ましい実施形態において、本発明の方法は：

- a) 予測残差を導出するために、信号サンプルの入力シーケンスを処理するステップと、
- b) 予測残差を補間残差に変換するステップと、
- c) 補間残差からゲインベクトルの成分を導出するステップと、および、
- d) ゲインベクトルと入力および参照信号とを組み合わせ、適応フィルタリングを提供するために要求されるように、フィルタ係数または重みを更新するステップを含む。

10

【0038】

予測残差は、再帰性最小二乗格子アルゴリズムを使用して信号サンプルのシーケンスを処理することによって得られる最小二乗予測残差であってもよい。

【0039】

各反復が残差またはそれから導出される中間量の指数（後述する）を変更する反復手法によって、予測残差は、ゲインベクトル成分に対応する補間残差に変換してもよい。反復手法は、予測残差を補間残差として扱い、予測残差を補間残差に変換して非正規化形ゲインベクトルの成分を提供するために指数を適切に変更する分割征服手法であってもよい。この手法は、予測残差を、2つの指数の1つについてゼロの値を持つ補間残差として扱うことができる。これは、後続または先行する時系列信号サンプルの不在に対応し、前方または後方残差を、同じく非正規化形ゲインベクトルの成分である補間残差に変換するために、各場合においてゼロ指数を十分に変更する。

20

【0040】

反復手法はまた、中間結果として、ゲインベクトルの成分に導く中間結果のシーケンスにおける反復を扱うことができ、中間結果の指数を、そのような結果をゲインベクトルの成分に対応する補間残差に変換するために、十分に変更する。

【0041】

本フィルタリング方法は、 N が 2^x に等しく、 x が正の整数である次数 N のフィルタリングを実施することができ、ゲインベクトルの非正規化成分を生成するためのシーケンスにおける反復を含み、反復は、中間点のすぐ隣および逆側の2つの残差の1つの使用で開始し、使用する残差は、反復シーケンスにおいて変化されない指数の比較的大きな値を有するものであり、関連する中間点は2つの量の中間であり：

30

- a) 2つの量の1つは補間残差であり、他の1つはいくつかのゲインベクトルが生成される関連する時系列のメンバであるか、または、
- b) 2つの量の1つは補間残差であり、他の1つは以前の反復のための開始点であるか、または、
- c) 2つの量は以前の反復のためのそれぞれ開始および終了点であることを特徴とする。

40

【0042】

本フィルタリング方法は、 N が2の累乗ではない次数 N のフィルタリングを実施することができ、反復方法は、次数の各々がそれぞれ2の累乗である重みベクトルの組合せとしてフィルタを扱うことを含むことを特徴とする。この方法は、ゲインベクトルの非正規化成分を生成するためのシーケンスにおける反復を含んでもよく、反復は中間点のすぐ隣および逆側の2つの残差の1つの使用で開始し、使用する残差は反復シーケンスにおいて変化されない指数の比較的大きな値を有するものであり、関連する中間点は2つの量の中間であり：

- a) 2つの量の1つは補間残差であり、他の1つはいくつかのゲインベクトルが生成される関連する時系列のメンバであるか、または、

50

b) 2つの量の1つは補間残差であり、他の1つは以前の反復のための開始点であるか、または、

c) 2つの量は以前の反復のためのそれぞれ開始および終了点である。

【0043】

QR分解手法によって、予測残差は、ゲインベクトルの成分に対応する補間残差に変換することができる、この手法において：

a) $(i) = (i) + k(i) (i)$ という形の方程式は、与えられた (i) および (i) に対して (i) および $k(i)$ について解かれ、そうする際に、異なったサンプル指数 j について得られた $(j) + k(j) (j)$ の二乗和の最小化を行うという制約が条件となり；および

b) $(i) = (i) - k(i) (i)$ という形の方程式は、与えられた (i) および (i) に対して (i) および $k(i)$ について解かれ、そうする際に、得られた $k(i)$ の値が、実質的に、 (i) および $k(i)$ について $(i) = (i) + k(i) (i)$ を解く際に得られるものであるという制約が条件となる。

【0044】

QR分解は、正弦および余弦の回転パラメータの平方根自由等価物を採用することができる。

【0045】

さらなる態様において、本発明は、フィルタリングのためのデータとして提供される信号サンプルのシーケンスの補間残差から導出されるゲインベクトルの手段によって、更新されたフィルタの重みを生成するように構成されることを特徴とする適応フィルタを実施するためのコンピュータプログラムを提供する。

【0046】

好ましい実施形態において、本発明の方法は：

a) 予測残差を導出するために、信号サンプルの入力シーケンスを処理し、

b) 予測残差を補間残差に変換し、

c) 補間残差からゲインベクトルの成分を導出し、および、

d) ゲインベクトルと入力および参照信号と組み合わせ、適応フィルタリングを提供するために要求されるように、フィルタ係数または重みを更新するように構成されることを特徴とする適応フィルタを実施するためのコンピュータプログラムを提供する。

【0047】

このコンピュータプログラムは、予測残差を、各反復が残差またはそれから導出される中間量の後述する指数を変更する反復手法によって、ゲインベクトル成分に対応する補間残差に変換するように構成することができる。反復手法は、予測残差を補間残差として扱うことによって実施される分割征服手法であってもよく、ここで、反復は、予測残差を補間残差に変換して非正規化形ゲインベクトルの成分を提供するために、指数が適切に変更されるまで進行するように構成されている。このプログラムは、予測残差を、2つの指数の1つに対するゼロの値を持つ補間残差として扱うことによって実施することができる。これは、後続または先行する時系列信号サンプルの不在に対応し、ここで、反復は、各場合のゼロ指数が、前方または後方残差を、同じく非正規化形ゲインベクトルの成分である補間残差に変換するために十分に変更されるまで、進行するように構成される。

【0048】

反復手法は、中間結果として、ゲインベクトルの成分に導く中間結果のシーケンスにおける反復を扱うことも含んでよく、ここで、反復も、中間結果の指数が、そのような結果を、ゲインベクトルの成分に対応する補間残差に変換するために十分に変更されるまで進行するように構成される。

【0049】

本コンピュータプログラムは、 N が 2^x に等しく、 x が正の整数である次数 N の適応フィルタを実施ことができ、ゲインベクトルの非正規化成分を生成するためのシーケンスにおける反復が、中間点のすぐ隣および逆側の2つの残差の1つの使用で開始し、使用す

10

20

30

40

50

る残差は、反復シーケンスにおいて変化されない指数の比較的大きな値を有するものであり、関連する中間点は2つの量の中間であり：

a) 2つの量の1つは補間残差であり、他の1つはいくつかのゲインベクトルが生成される関連する時系列のメンバであるか、または、

b) 2つの量の1つは補間残差であり、他の1つは以前の反復のための開始点であるか、または、

c) 2つの量は以前の反復のためのそれぞれ開始および終了点であることを特徴とする。

【0050】

本コンピュータプログラムは、Nが2の累乗ではない次数Nの適応フィルタを実施することができ、反復手法が、重みベクトルを次数の各々がそれぞれ2の累乗である重みベクトルの組合せとして扱うことを含むことを特徴とする。

10

【0051】

ゲインベクトルの非正規化成分を生成するためのシーケンスにおける反復は、中間点のすぐ隣および逆側の2つの残差の1つの使用で開始することができ、使用する残差は、反復シーケンスにおいて変化されない指数の比較的大きな値を有する残差であり、関連する中間点は、2つの量の間の中間であり：

a) 2つの量の1つは補間残差であり、他の1つはゲインベクトルが生成される関連する時系列のメンバであるか、または、

b) 2つの量の1つは補間残差であり、他の1つは以前の反復のための開始点であるか、または、

c) 2つの量は以前の反復のためのそれぞれ開始および終了点である。

20

【0052】

コンピュータプログラムは、QR分解手法によって、予測残差を、ゲインベクトルの成分に対応する補間残差に変換するように構成することができ、この手法において：

a) $(i) = (i) + k(i) (i)$ という形の方程式は、与えられた (i) および (i) に対して (i) および $k(i)$ について解かれ、そうする際に、異なったサンプル指数 j について得られた $(j) + k(i) (j)$ の二乗和の最小化を行うという制約が条件となり；および

b) $(i) = (i) - k(i) (i)$ という形の方程式は、与えられた (i) および (i) に対して (i) および $k(i)$ について解かれ、そうする際に、得られた $k(i)$ の値が、実質的に、 (i) および $k(i)$ について $(i) = (i) + k(i) (i)$ を解く際に得られるものであるという制約が条件となる。

30

【0053】

QR分解は、正弦および余弦の回転パラメータの平方根自由等価物を採用するように構成することができる。

【0054】

本発明がより完全に理解されるために、添付の図面を参照して、その実施形態を例としてのみの方法によって以下に説明する。

【0055】

格子アルゴリズムではないこれらの従来技術のRLSアルゴリズムにおいて、「カルマンゲイン」ベクトル $k^N(t)$ と呼ばれるものは、時系列、すなわち、時間 t の関数として入力信号 $x(t)$ の変分を表すデータ値の系列、を構成する連続的な入力信号の各々の受領に際し N 個の適応フィルタ係数を更新するために使用される。ここで、 t は連続的なデジタル信号サンプル(クロックサイクル)間の間隔を単位とし、整数値1、2、などを有する。

40

【0056】

N がフィルタ係数の数(フィルタの次数)として、時間 t および $t - 1$ における適応フィルタ係数のベクトルを $w_N(t)$ および $w_N(t - 1)$ とすると、新しい信号サンプルの入力に応じてフィルタ係数を適応的に更新するための演算は、以下の式によって定義される。

50

【数3】

$$\underline{w}_N(t) = \underline{w}_N(t-1) + e_N(t) \underline{k}^N(t) \quad (3)$$

ここで、

【数4】

$$e_N(t) = y(t) - \underline{w}_N^T(t-1) \underline{x}_N(t) \quad (4)$$

であり、これは演繹エラーとして知られており、 $\underline{x}_N(t)$ は上記に検討したように $x(t)$ から $x(t-N+1)$ の入力信号値で構成される成分を備えたベクトルであり、肩文字指数 T は転置行列を示し、 $y(t)$ は手を使わない電話システムの例において既に述べた適応フィルタリングにおける使用のために検出された参照信号の直近の値である。したがって、 $\underline{x}_N(t)$ および $y(t)$ は知られている量である。カルマンゲインベクトル $\underline{k}^N(t)$ は従来から以下のように定義されている。

【数5】

$$\underline{k}^N(t) = M_{XX}^{-1}(t) \underline{x}_N(t) \quad (5)$$

ここで、 $M_{XX}(t)$ は、

【数6】

$$M_{XX}(t) = \sum_{i=0}^{L_1-1} \beta_1^{2i} \underline{x}_N(t-i) \underline{x}_N^T(t-i) \quad (6)$$

によって与えられる入力信号の共分散行列であり、 $\underline{x}_N(t-1)$ は、上記に検討したように $x(t-i)$ から $x(t-i-N+1)$ の入力信号値で構成される成分を備えた N 次元(列)ベクトルであり、

【数7】

$$\underline{x}_N^T(t-i)$$

はその転置(行ベクトル)である。パラメータ L_1 は総和に含まれるサンプルの数を決定する。時々、 L_1 は固定された数に選定され、時々、これは、時間とともに変化するように構成される。例えば、 $L_1 = t + 1$ は一般的である。式(6)の総和は、もし直近のデータ値を廃棄することが決定されたなら、 i の非ゼロ値からでも開始できる。項 β_1 は「忘却係数」と呼ばれるものである。これは $0 < \beta_1 < 1$ の範囲の値を有し、通常は $0.99 < \beta_1 < 1.0$ であり、データ成分を漸減し、そのため、直近のデータ成分 $x(t)$ は漸減されず、その直前のものが一度漸減され、次のものは2回、その n 番目の前のものは n 回漸減される。この効果は、直近のデータに有利に式(6)の総和にバイアスをつけることである。すなわち、これは、データ成分が使用される度にデータ成分の値を減じる。そのため、古いデータは、より最近のデータに比較して、解に対して次第に影響が少なくなる。信号処理における忘却係数の使用は知られている。例えば、McWhirter の米国特許第 4,727,503 号を参照。

【0057】

カルマンゲインベクトルを使用するほとんどの RLS アルゴリズムは、上記の公式またはそれに関連するものを使用して、計算する。

【0058】

しかし、本発明によれば、時間 t における信号について、 N 次カルマンゲインベクトル $\underline{k}^N(t)$ の i 番目の成分

【数8】

10

20

30

40

50

$$\mathbf{k}_i^N(t)$$

も

【数 9】

$$\mathbf{k}_i^N(t) = \frac{\varepsilon_{N-i,i-1}(t-i+1)}{E_{N-i,i-1}(t-i+1)} \quad (7)$$

によって与えられることが発見されている。ここで、 $\varepsilon_{N-i,i-1}(t-i+1)$ は、定義および導出を後述する帰納的最小二乗補間残差と呼ばれるものである。 $E_{N-i,i-1}(t-i+1)$ は、補間残差 $\varepsilon_{N-i,i-1}(t-i+1)$ の累乗に対応する（同じく後述する）正規化係数である。式（7）は、その右手側の項の時間パラメータ（すなわち、 $t-i+1$ ）が i 番目の成分

【数 10】

$$\mathbf{k}_i^N(t)$$

の指数 i に左右されることを示し、したがって、時間パラメータはカルマンゲインベクトル $\mathbf{k}^N(t)$ の成分によって変化する。

【0059】

便宜上のために指数を変更すると、時系列 $x(1) \sim x(t)$ を含むシーケンスにおける信号成分 $x(t-f)$ について、最小二乗補間残差は $\varepsilon_{p,f}(t-f)$ となる。指数 p および f は、時系列における $x(t-f)$ の前の p 信号成分およびその後の f 信号成分が補間において使用されることを示す。この補間残差は、成分 $x(t-f)$ 自体から、時系列においてその前（合計 p ）および後（合計 f ）の双方の信号成分から導出される成分の評価補間または予測を引き算することによって導出される。信号成分 $x(t-f)$ に対する補間は、その前の p 個の成分、すなわち $x(t-f-p)$ から $x(t-f-1)$ までの重み付けされた線形的組合せまたは総和、その後の f 個の成分、すなわち $x(t-f+1)$ から $x(t)$ までの第 2 のそのような組合せによって与えられる。次に、信号成分 $x(t-f)$ に対する最小二乗補間残差は、成分と補間との間の差、すなわち

【数 11】

$$\varepsilon_{p,f}(t-f) = x(t-f) - \sum_{i=1}^f \hat{w}_{p,f,i}(t-f)x(t-i+1) - \sum_{i=f+1}^{f+p} \hat{w}_{p,f,i}(t-f)x(t-i) \quad (8)$$

であり、ここで、ベクトル

【数 12】

$$\hat{w}_{p,f}(t-f)$$
は $(p+f)$ 個の次元を有し、調整可能な係数

【数 13】

$$\hat{w}_{p,f,i}(t-f) \quad (i=1 \text{ to } f+p)$$

を含み、総和の項は重み付けされた線形的組合せである。「最小二乗」に対する参照は、これらの係数が、いかなる最小二乗最適化手順によって作成されるものであることを示す

10

20

30

40

50

。本発明の好ましい実施形態において、これらの係数は決して計算されず、補間残差は、後述する代案となる方法を介して計算される。にもかかわらず、最小二乗最小化手順は、直近の残差によって決定され、これを含む残差の二乗の所定の数 L_2 の和を最小化する方法で、

【数 1 4】

$$\hat{\mathbf{w}}_{p,f}(t-f)$$

の係数を決定することを含む。すなわち、

【数 1 5】

$$\hat{\mathbf{w}}_{p,f}(t-f)$$

は、

【数 1 6】

$$\mathbf{J}_{p,f}(t-f) =$$

$$\sum_{n=0}^{L_2-1} \beta_2^{2n} \left(\mathbf{x}(t-n-f) - \sum_{i=1}^f \omega_i \mathbf{x}(t-n-i+1) - \sum_{i=f+1}^{f+p} \omega_i \mathbf{x}(t-n-i) \right)^2 \quad (9)$$

を最小化するベクトル $\hat{\mathbf{w}}_{p,f}$ の値である。

【0060】

上記の L_1 および L_2 は不変のものに選定できるか、または、時間とともに変化することができるため、 L_2 は、上記に検討した L_1 のような「忘却係数」である。

【0061】

式(7)を再び参照すると、既に述べたように、 $E_{N-i,i-1}(t-i+1)$ は、補間残差信号 $\mathbf{x}_{N-i,i-1}(t-i+1)$ の累乗に対応する正規化係数である。これは、補間残差自体から計算することができる。帰納的残差と、以下に定義し、直近の時点を含めることによって決定される演繹的残差と呼ばれるものの積の所定の数 L_3 の和を形成することによるなど、これが行える多くの方法がある。すなわち、

【数 1 7】

$$E_{N-i,i-1}(t-i+1) =$$

$$\sum_{n=0}^{L_3-1} \beta_3^{2n} e_{N-i,i-1}(t-n-i+1) \epsilon_{N-i,i-1}(t-n-i+1) \quad (10)$$

である。

【0062】

項 $e_{N-i,i-1}(t-i+1)$ は、演繹的最小二乗補間と呼ばれるものであり、使用される重みベクトルがその前の瞬間に計算されたもの、すなわち、

【数 1 8】

$$\mathbf{e}_{p,f}(t-f) =$$

$$\mathbf{x}(t-f) - \sum_{i=1}^f \hat{\mathbf{w}}_{p,f,i}(t-f-1) \mathbf{x}(t-i+1) - \sum_{i=f+1}^{f+p} \hat{\mathbf{w}}_{p,f,i}(t-f-1) \mathbf{x}(t-i) \quad (11)$$

であることを除き、帰納的残差(式(8))と同様の方法で計算される。

【0063】

10

20

30

40

50

演繹的残差は、以下のようないわゆる変換係数 $\varepsilon_{p,f}(t-f)$ (この計算は後述する) によって、帰納的等価物に関連付けられる。

【数 19】

$$\varepsilon_{p,f}(t-f) = \delta_{p,f}(t-f) e_{p,f}(t-f) \quad (12)$$

【0064】

式(7)~(11)は、フィルタ係数を更新するために要求されるゲインベクトル(本例ではカルマンゲインベクトル)が補間残差から生成することができるという本発明による発見を実証する。この点に関して、式(7)は、カルマンゲインベクトルの各成分が、式(10)によって与えられる正規化係数に対する個々の補間残差の比であることを示し、式(8)および(9)は、正規化係数およびカルマンゲインベクトルの導出のための残差自体をもたらす。

【0065】

本例において、 α_1 などの全ての忘却係数は等しくされている。この点において、選定された値は、フィルタリングされる信号の性質によって決まる。総和の項の連結された数は、 $L_1 = L_2 = L_3 = L_4 = L_5 = t + 1$ などである。すなわち、全ての利用可能な項が含まれ、 $L_4 L_5$ は以下の式で定義することに注意が必要である。

【0066】

したがって、本発明による適応フィルタにおいて、ゲインベクトルは、例えば、

【数 20】

$$\varepsilon_{p,f}(t-f) = x(t-f) - \hat{w}_{p,f}^T(t-f) \hat{x}_{p+f}(t,t-f) \quad (13)$$

などによって与えられる補間残差から決定され、ここで、 $x(t-f)$ は時系列の $(t-f)$ 番目のデータ成分であり、

【数 21】

$$\hat{w}_{p,f}^T(t-f) \hat{x}_{p+f}(t,t-f)$$

は時系列の前および後の成分の双方から(利用可能性を条件として)補間によって得られる $x(t-f)$ の評価を表し、

【数 22】

$$\hat{w}_{p,f}^T(t-f)$$

は補間係数ベクトルであり、最小二乗最小化手順で得ることができる。既に述べたように、補間残差は、後述するように

【数 23】

$$\hat{w}_{p,f}^T(t-f)$$

を計算することなく得ることができる。量

【数 24】

$$\hat{x}_{p+f}(t,t-f)$$

は、 $x(t-f)$ の省略を除いて時系列 $x(t-f-p) \sim x(t)$ の $p+f$ 個の成分から構成されるベクトルである。

【0067】

図 1 を参照すると、新しい入力信号に応じて適応フィルタのための更新された重みベクトルを計算するための段を概略して示す。これらの段は、初めに簡単に説明し、詳細は後に述べる。箱 10 で示すコンピュータは、4 つの一般化された処理段 12 ~ 18 を実行することをプログラムされている。段 12 から 18 のうち、段 12 は、R L S 格子アルゴリズムを使用して入力信号を処理すること、および、前方および後方の最小二乗予測残差を得ることを含む。既に示したように、予測残差は、直接得られたデータ成分と、その成分に関連する他のデータから外挿されたその成分の予測との間の差である。前方予測残差は、直接得られた成分に先行するデータ成分の前方外挿を使用して得られ、後方等価物は、その値に続くデータの後方外挿を使用することによって得られる。前方および後方の予測残差は、当然、高速で数値的に安定な方法で R L S 格子アルゴリズムによって生成される。

10

【 0 0 6 8 】

段 14 において、前方および後方の予測残差は、式 (7) の右手側の分子に示される成分を持つ非正規化カルマンゲインベクトルの成分を提供するために適切な補間残差を生成するために使用される。本例において、演繹的補間残差は、式 (12) を使用してそれらを帰納的補間残差に変換するための変換係数とともに計算される。この手法は、記憶されている様々なパラメータの初期化を、帰納的残差が使用される場合より容易にすると理解される。

【 0 0 6 9 】

段 16 において、正規化されたカルマンゲインベクトルを作成するために、各帰納的補間残差は、正規化係数 $E_{N-i, i-1}(t-i+1)$ による除算によって正規化される。この係数は積の重み付けされた総和として計算され、各積は個々の時点に対する演繹的と帰納的補間残差との間のものであり、総和は、式 (10) におけるように信号サンプルが直近の時点を含め、それまでに得られた全ての時点に対するそのような積に対するものである。

20

【 0 0 7 0 】

段 18 において、式 (3) および (4) に示すように、 $x(t)$ を含めてそれまでの入力信号成分から導出されるカルマンゲインベクトルは、 $x(t)$ 自身および参照信号 $y(t)$ と組み合わせられる。これは、したがって、入力および参照信号の成分 $x(t)$ および $y(t)$ の双方に応じて修正された、更新されたフィルタ係数または重みを作成する。段 12 ~ 16 においてカルマンゲインベクトルの導出における処理遅延を許容し、段 18 への入力と同時に達成するために、信号成分 $x(t)$ および $y(t)$ が記憶され、または、リアルタイムシステムにおいて必要であれば、遅延される。

30

【 0 0 7 1 】

R L S 格子アルゴリズムは以下のように段 12 において実施される。最小二乗 (L S) 格子アルゴリズムは、時系列などの信号のシーケンスの最小二乗前方および後方予測残差を計算するための効率的なアルゴリズムである。時系列は、時間の関数としての信号 $x(t)$ の変化を表す一連のデータ値である。

【 0 0 7 2 】

N 次目の適応フィルタは、N 個の係数、すなわち、フィルタ係数を有する重みベクトル w_N に対応する。線形予測残差は、これらの係数を得る際の第 1 のステップとして作成され、次数 1 ~ N - 1 を有する。残差は帰納的でも演繹的でもよく、すなわち、それらは、直前に決定された重みベクトルまたはその直前に決定されたベクトルのいずれかを使用して作成することができる。時間 t における値 $x(t)$ を備えた信号の時系列に対する n 次目の帰納的 L S 前方予測残差

40

【 数 2 5 】

$$\epsilon_n^F(t)$$

は、

【 数 2 6 】

50

$$\boldsymbol{\varepsilon}_n^F(\mathbf{t}) = \mathbf{x}(\mathbf{t}) - \underline{\mathbf{a}}_n^T(\mathbf{t})\underline{\mathbf{x}}_n(\mathbf{t}-1) \quad (14)$$

として定義され、ここで、 $\underline{\mathbf{x}}_n(\mathbf{t}-1)$ は成分 $x(\mathbf{t}-1) \sim x(\mathbf{t}-n)$ を有するデータベクトルであり、 $\underline{\mathbf{a}}_n(\mathbf{t})$ は後述する最小二乗最適化手順で再び決定される前方予測係数ベクトルであり、このベクトルは、直近の残差を含めてそれまでで決定された残差の二乗の所定の数 (L_4) の重み付けされた和

【数 27】

$$\mathbf{J}_n^F(\mathbf{t})$$

10

を最小化する方法で決定される。すなわち、 $\underline{\mathbf{a}}_n(\mathbf{t})$ は、

【数 28】

$$\mathbf{J}_n^F(\mathbf{t}) = \sum_{m=0}^{L_4-1} \beta_4^{2m} \left(\mathbf{x}(\mathbf{t}-m) - \underline{\boldsymbol{\omega}}^T \underline{\mathbf{x}}_n(\mathbf{t}-m-1) \right)^2 \quad (15)$$

を最小化するベクトル $\underline{\boldsymbol{\omega}}$ の値であり、ここで、 β_4 は既に説明した忘却係数である。

【0073】

同様に、時間 \mathbf{t} における値 $x(\mathbf{t})$ を備えた信号の時系列に対する n 次目の帰納的 LS 後

20

方予測残差

【数 29】

$$\boldsymbol{\varepsilon}_n^B(\mathbf{t})$$

は、

【数 30】

$$\boldsymbol{\varepsilon}_n^B(\mathbf{t}) = \mathbf{x}(\mathbf{t}-n) - \underline{\mathbf{c}}_n^T(\mathbf{t})\underline{\mathbf{x}}_n(\mathbf{t}) \quad (16)$$

30

として定義され、ここで、 $\underline{\mathbf{c}}_n(\mathbf{t})$ は直近の残差を含めてそれまでで決定された残差の二乗の数 L_5 の重み付けされた和を最小化する最小二乗最適化手順によって前述のように決定される後方予測に対する係数ベクトルである。すなわち、 $\underline{\mathbf{c}}_n(\mathbf{t})$ は、

【数 31】

$$\mathbf{J}_n^B(\mathbf{t}) = \sum_{m=0}^{L_5-1} \beta_5^{2m} \left(\mathbf{x}(\mathbf{t}-m-n) - \underline{\boldsymbol{\omega}}^T \underline{\mathbf{x}}_n(\mathbf{t}-m) \right)^2 \quad (17)$$

を最小化するベクトル $\underline{\boldsymbol{\omega}}$ の値であり、ここで、 β_5 は忘却係数である。

【0074】

40

対応する演繹的前方および後方 LS 予測残差

【数 32】

$$\mathbf{e}_n^F(\mathbf{t})$$

および

【数 33】

$$\mathbf{e}_n^B(\mathbf{t})$$

50

は、それぞれ同じように以下のように定義される。

【数 3 4】

$$\mathbf{e}_n^F(\mathbf{t}) = \mathbf{x}(\mathbf{t}) - \mathbf{a}_n^T(\mathbf{t}-1)\mathbf{x}_n(\mathbf{t}-1) \quad (18)$$

$$\mathbf{e}_n^B(\mathbf{t}) = \mathbf{x}(\mathbf{t}-n) - \mathbf{c}_n^T(\mathbf{t}-1)\mathbf{x}_n(\mathbf{t}) \quad (19)$$

【 0 0 7 5】

前方および後方演繹的残差をそれぞれの帰納的等価物に関連付ける変換係数

10

【数 3 5】

$$\delta_n^F(\mathbf{t})$$

および

【数 3 6】

$$\delta_n^B(\mathbf{t})$$

は、

【数 3 7】

$$\delta_n^F(\mathbf{t}) = \frac{\varepsilon_n^F(\mathbf{t})}{\mathbf{e}_n^F(\mathbf{t})} \quad (20)$$

20

$$\delta_n^B(\mathbf{t}) = \frac{\varepsilon_n^B(\mathbf{t})}{\mathbf{e}_n^B(\mathbf{t})} \quad (21)$$

として定義される。

【 0 0 7 6】

N 次目の最小二乗格子 (LSL) アルゴリズムは、前方および後方帰納的予測残差の集合を生成し、各々の N は、すなわち、

30

【数 3 8】

$$\{\varepsilon_1^f(\mathbf{t}), \dots, \varepsilon_N^f(\mathbf{t}), \varepsilon_1^b(\mathbf{t}), \dots, \varepsilon_N^b(\mathbf{t})\}$$

である。ここで、N は一般的な意味で使用され、本明細書で他に使用される N と必ずしも同じ値ではない。本例において使用される特定の LSL アルゴリズムは、平方根自由 QR 分解を基本とした再帰性最小二乗格子 (RLSL) アルゴリズムである。これは、内部的には、帰納的予測残差を直接計算しないが、代わりに、演繹的予測残差および対応する変換係数を計算する。アルゴリズムは、McWhirter の米国特許第 4,727,503 号明細書に述べられる再帰性平方根自由 QR 分解に関連付けられる。同特許は、中でも Givens 回転の平方根自由等価物を使用してこの関数を実行する収縮性アレーについての境界および内部セル関数について説明している。IK Proudler、JG McWhirter および TJ Shepherd による「Computationally Efficient, QR Decomposition Approach to Least Squares Adaptive Filtering: 最小二乗適応フィルタリングに対する計算上効率的な QR 分解手法」IEEE Proceedings、第 138 巻、Pt. F、no. 4、1991 年 8 月の 341~353 頁も同じく参照のこと。

40

【 0 0 7 7】

50

QR分解は、データ行列 X を、座標系の回転によって右上三角行列 R （すなわち、対角線より下の全ての成分がゼロ）に変換する回転パラメータの行列 Q を決定することによって、線形方程式の集合を解く際に使用されるよく知られている手順である。このような R 行列は、単一の未知数を備えた1つの方程式に対応し、各方程式が逆代入によって解かれることを可能にする最後の行を有する。回転パラメータは、正弦および余弦、または、それらの平方根自由等価物である。

【0078】

図2は、RLSLアルゴリズムの最初の4つの連続したステップを説明する図であり、それらは連結された段である。 i 番目の段（ $i = 1, 2, 3$ または4）は、2つの内部セル（二乗） $I a_i$ および $I b_i$ 、2つの境界セル $B a_i$ および $B b_i$ 、および、2つの遅延セル $D a_i$ および $D b_i$ を含む。「内部セル」および「境界セル」という表現はQR処理において従来からのものであり、本来、三角アレーにおいて対角線上のセルから対角線より上方のセルを区別していたものである。これらは、現在、回転パラメータを評価するセルから回転パラメータを適用するセルを区別するために使用されている。

10

【0079】

米国特許第4,727,503号明細書に説明されているように、境界セルは、入力データからの回転パラメータを評価し、余弦状回転パラメータを累積的に増倍する。内部セルは、入力データに回転パラメータを適用する。これらのセルの各々も、各入力に応じて再計算し、量を記憶し、それらの処理関数は、後で詳細に説明する。各遅延セル $D a_i$ および $D b_i$ は単一の時間間隔にわたって入力信号を記憶し、直前の入力信号を出力する。例えば、 $D a_1$ がデータ成分 $x(t)$ などの新しい入力信号を受け取った時、それは先行する入力信号 $x(t-1)$ を出力し、次の入力信号 $x(t+1)$ が受け取られるまで新しい信号を記憶する。 i 番目の段は、 $i = 1$ の時は入力信号 $x(t)$ を使用して、および、 i が2以上の時は段 $i-1$ からの出力に対応する残差を使用して、次数 i の前方および後方の双方の予測残差を提供する。

20

【0080】

時点 t において、データ成分 $x(t)$ はRLSLアルゴリズムの第1段に入力される。これは、第1の内部セル $I a_1$ 、第1の遅延セル $D a_1$ および第2の境界セル $B b_1$ に渡す。第1の遅延セル $D a_1$ は $x(t-1)$ を第2の内部セル $I b_1$ および第1の境界セル $B a_1$ に出力する。第1の境界セル $B a_i$ および第2の境界セル $B b_i$ も1の入力を受け取り、第2の境界セル $B b_i$ は第2の遅延セル $D b_1$ からである（必要ではないが、各段間の整合性のために含まれる）。したがって、演算のシーケンスは左から右に向かう。

30

【0081】

第1のRLSLアルゴリズム段のセルは、量を生成し、それらを以下のように渡す。

【0082】

第1の境界セル $B a_1$ ：内部に記憶された量を更新するために $x(t-1)$ を使用し、記憶された量から平方根自由回転パラメータを計算し、それらを第1の内部セル $I a_1$ に送る。また、（演繹的および帰納的前方予測残差に関する $n = 1$ で式(20)で定義した）変換係数

【数39】

$$\delta_1^F(t)$$

40

を計算し、それを、入力として第2段の第1の境界セル $B a_2$ へ渡す。

【0083】

第2の境界セル $B b_1$ ：記憶された量を更新するために $x(t)$ を使用し、記憶された量から平方根自由回転パラメータを計算し、それらを第2の内部セル $I b_1$ に渡す。また、演繹的および帰納的后方予測残差に関する変換係数

【数40】

$$\delta_1^B(t)$$

を計算し、それを入力として第2段の第2の遅延セル $D b_2$ へ渡し、この第2の遅延セルは、第2段の第2の境界セル $B b_2$ へ（既に受け取っている）

【数41】

$$\delta_1^B(t-1)$$

を出力することで応答する。

【0084】

第1の内部セル $I a_1$: 記憶された量を更新するために $x(t)$ を使用する。続いて、演繹的前方予測残差

【数42】

$$e_1^F(t)$$

を計算し（すなわち、式(18)において $n=1$ ）、それを、第2段の第1の内部および第2の境界セル $I a_2$ および $B b_2$ へ渡す。

【0085】

第2の内部セル $I b_1$: 記憶された量を更新するために $x(t-1)$ を使用する。続いて、演繹の後方予測残差

【数43】

$$e_1^B(t)$$

を計算し（すなわち、式(19)において $n=1$ ）、それを、第2段の第1の遅延セル $D a_2$ へ通過させ、このセルは、第2段の第2の内部セル $I b_2$ および第1の境界セル $B a_2$ へ（既に受け取っている）

【数44】

$$e_1^B(t-1)$$

を出力することで応答する。

【0086】

値

【数45】

$$e_1^F(t), \delta_1^F(t), e_1^B(t) \text{ および } \delta_1^B(t)$$

および

【数46】

$$\delta_1^B(t)$$

は評価され、第1段によってこのように伝達され、第1次 ($n=1$) 前方および後方線形予測の問題を解決する。第2段は第2次 ($n=2$) のこれらの等価物を解決する。すなわち、第2段の内部および境界セル $I a_2$ 、 $B a_2$ 、 $I b_2$ 、および、 $B b_2$ は第1段の結果に等価な結果を計算するが、肩文字指数が2である。すなわち、

【数47】

10

20

30

40

50

$e_2^F(t), \delta_2^F(t), e_2^B(t)$ および $\delta_2^B(t)$

である。同様に、第3および第4段は、指数 $n = 3$ および $n = 4$ の第3次および第4次の等価物を続いて計算する。N次目の予測残差はN個の段を要求し、そのうちの4つを図2に示す。

【 0 0 8 7 】

既に述べたように、上述のように生成された項

【 数 4 8 】

$$e_n^F(t)$$

10

および

【 数 4 9 】

$$e_n^B(t)$$

は、演繹的予測残差である。これらは、同じく R L S L アルゴリズムによって生成された項

【 数 5 0 】

20

$$\delta_n^F(t)$$

および

【 数 5 1 】

$$\delta_n^B(t)$$

を使用し、上記の式 (2 0) および (2 1) に以下のように代入して、

【 数 5 2 】

30

$$\varepsilon_n^F(t) = \delta_n^F(t) e_n^F(t) \quad (22)$$

$$\varepsilon_n^B(t) = \delta_n^B(t) e_n^B(t) \quad (23)$$

帰納的残差

【 数 5 3 】

$$\varepsilon_n^F(t)$$

40

および

【 数 5 4 】

$$\varepsilon_n^B(t)$$

に変換することができる。

【 0 0 8 8 】

式 (2 2) および (2 3) を使用して帰納的予測残差が計算されたなら、それらは、以下に説明するように、非正規化カルマンゲインベクトルを構成する補間残差を計算するため

50

に使用することができ、このベクトルは、式(7)の右手側の分子である。しかし、演繹的な形で補間残差を、対応する変換係数とともに計算することは、上述したように初期化の目的のために有利である。そのため、本例において、式(22)および(23)は実施されない。

【0089】

図3および4は、 $e_{p,f}(t-f)$ (および、対応する変換係数)などの演繹的補間残差が、他の2つの補間残差を生成するために、特定の予測残差とともに、どのように使用できるかを示す。本来の補間残差の指数および時点を基準として、それから作成された2つの残差の1つは、1だけ増加したp指数を有し、他の1つは同様に増加したf指数および1サンプル間隔前の時点、すなわち、 $e_{p+1,f}(t-f)$ および $e_{p,f+1}(t-f-1)$ を有する。

10

【0090】

図3において、演繹的補間残差 $e_{p,f}(t-f)$ およびその関連する変換係数 $_{p,f}(t-f)$ は、演繹的補間残差 $e_{p+1,f}(t-f)$ およびその関連する変換係数 $_{p+1,f}(t-f)$ に変換される。この処理は、2つの内部セル(二乗) I_1 および I_2 、および、2つの境界セル B_1 および B_2 に関わる。境界セルは回転パラメータを評価し、 B_2 の場合、余弦状の回転パラメータを累積的に増倍する。内部セルは回転パラメータをデータに適用する。これらのセルの各々も、各入力に応じて量を再計算し、記憶する。それらのセルの処理関数は、次に詳細に説明する。

【0091】

20

境界セル B_1 : 演繹的補間残差 $e_{p,f}(t-f)$ および変換係数 $_{p,f}(t-f)$ を、内部に記憶された量を更新するために使用し、記憶された量から平方根自由回転パラメータを計算し、それらを第1の内部セル I_1 に渡す。演繹的と帰納的残差に関連する変換係数 $_{p,f}(t-f)$ を入力において境界セル B_2 へ渡す。

【0092】

内部セル I_1 : 演繹的後方予測残差

【数55】

$$e_{p+f+1}^B(t)$$

30

および境界セル B_1 からの回転パラメータを、記憶された量を更新するために使用する。続いて、量

【数56】

$$\hat{e}_{p+f}^B(t, t-f)$$

を計算し、それを境界セル B_2 に渡す。

境界セル B_2 :

【数57】

$$\hat{e}_{p+f}^B(t, t-f) \quad e_{p,f}(t-f)$$

40

および変換係数 $_{p,f}(t-f)$ を、記憶された量を更新するために使用し、記憶された量から平方根自由回転パラメータを計算し、それらを内部セル I_2 に渡す。演繹的と帰納的残差に関連する変換係数 $_{p+1,f}(t-f)$ を計算する。

【0093】

内部セル I_2 :

【数58】

$$e_{p,f}(t-f) \quad e_{p+f+1}^B(t)$$

および境界セル B_2 からの回転パラメータを、記憶された量を更新するために使用する。
続いて、演繹的補間残差 $e_{p+1,f}(t-f)$ を計算する。

【0094】

図4において、演繹的補間残差 $e_{p,f}(t-f)$ およびその関連する変換係数 $\rho_{p,f}(t-f)$ は、演繹的補間残差 $e_{p,f+1}(t-f-1)$ およびその関連する変換係数 $\rho_{p,f+1}(t-f-1)$ に変換される。2つの遅延セル (D_1 および D_2) を除いて、基礎となる演算は図3に関して説明したものと全く同じである。図3および4を参照して説明した手法を区別するものは、異なった入力信号の使用である。

10

【0095】

図4において、処理は、2つの遅延セル D_1 および D_2 、2つの内部セル (二乗) I_3 および I_4 、および、2つの境界セル B_3 および B_4 に関わる。遅延セル D_1 および D_2 の各々は単一の時間間隔にわたって1つの入力信号を記憶する。新しい入力信号 $h(t)$ を受け取った時、それは、先行する入力信号 $h(t-1)$ を出力し、次の入力信号 $h(t+1)$ を受け取るまで新しいものを記憶する。境界セル B_3 および B_4 は回転パラメータを評価し、 B_4 の場合、余弦状回転パラメータを累積的に増倍する。内部セルはデータに回転パラメータを適用する。これらのセルの各々も、各入力に応じて量を再計算し、記憶する。それらの処理関数は次に詳細に説明する。

20

【0096】

境界セル B_3 : 演繹的補間残差 $e_{p,f}(t-f-1)$ 、遅延セル D_2 からの出力、および、変換係数 $\rho_{p,f}(t-f-1)$ を、内部に記憶された量を更新するために使用し、記憶された量から平方根自由回転パラメータを計算し、それらを第1の内部セル I_1 に渡す。演繹的と帰納的残差に関連する遅延セル D_1 からの出力である変換係数 $\rho_{p,f}(t-f-1)$ を入力において境界セル B_4 へ渡す。

【0097】

内部セル I_3 : 演繹的前方予測残差

【数59】

$$e_{p+f+1}^F(t)$$

30

および境界セル B_3 からの回転パラメータを、記憶された量を更新するために使用する。
続いて、量

【数60】

$$\hat{e}_{p+f}^F(t, t-f-1)$$

を計算し、それを境界セル B_4 に渡す。

【0098】

40

境界セル B_4 :

【数61】

$$\hat{e}_{p+f}^F(t, t-f-1)$$

および変換係数 $\rho_{p,f}(t-f-1)$ を、記憶された量を更新するために使用し、記憶された量から平方根自由回転パラメータを計算し、それらを内部セル I_2 に渡す。演繹的と帰納的残差に関連する変換係数 $\rho_{p,f+1}(t-f-1)$ を計算する。

【0099】

内部セル I_4 : $e_{p,f}(t-f-1)$ および境界セル B_4 からの回転パラメータを、記

50

憶された量を更新するために使用する。続いて、演繹的補間残差 $\varepsilon_{p, f+1}(t-f-1)$ を計算する。

【数62】

図3および4のセルの関数の詳細を以下に説明する。IEEE Trans SP、2000年1月、第48(1)巻、70~79頁の「QR decomposition based least squares lattice interpolators: QR分解に基づく最小二乗格子補間器」でJT Yuanは、以下の式(24)および(25)に詳述されるように帰納的補間残差 $\varepsilon_{p+1, f}(t-f)$ および $\varepsilon_{p, f+1}(t-f-1)$ を生成するために、帰納的補間残差 $\varepsilon_{p, f}(t-f)$ 、または、1ステップ遅延された等価物 $\varepsilon_{p, f}(t-f-1)$ を使用することが可能であることを示す。

10

$$\varepsilon_{p+1, f}(t-f) = \varepsilon_{p, f}(t-f) + k_{p+1, f}(t) \hat{\varepsilon}_{p+f}^B(t, t-f) \quad (24)$$

$$\varepsilon_{p, f+1}(t-f-1) = \varepsilon_{p, f}(t-f-1) + \mu_{p, f+1}(t) \hat{\varepsilon}_{p+f}^F(t, t-f-1) \quad (25)$$

【数63】

ここで、 $k_{p+1, f}(t)$ および $\mu_{p, f+1}(t)$ は最小二乗最小化手順によって決定される係数である。すなわち、 $k_{p+1, f}(t)$ および $\mu_{p, f+1}(t)$ は、(それぞれ)異なった時間 t における評価の連続にわたって項

20

【数63】

$$\varepsilon_{p, f}(t-f) + \omega_1 \hat{\varepsilon}_{p+f}^B(t, t-f)$$

および

【数64】

$$\varepsilon_{p, f}(t-f-1) + \omega_2 \hat{\varepsilon}_{p+f}^F(t, t-f-1)$$

30

の値の二乗の重み付けされた和を最小化する係数 ω_1 および ω_2 の値に(それぞれ)等しく設定される。量

【数65】

$$\hat{\varepsilon}_{p+f}^B(t, t-f)$$

および

【数66】

$$\hat{\varepsilon}_{p+f}^F(t, t-f-1)$$

40

は、後述するように、他の知られている量から計算される。ここで、各場合の の上の折り曲った記号は、量

【数67】

$$\hat{\varepsilon}_{p+f}^B(t, t-f)$$

および

【数68】

$$\hat{\varepsilon}_{p+f}^F(t, t-f-1)$$

が、それぞれ、式(16)および(14)によって与えられる後方および前方線形予測残差とは同じでないことを示す。

【0102】

【数69】

$$\hat{\varepsilon}_{p+f}^B(t, t-f)$$

10

は、データ成分 $x(t-f)$ を省略して導出された時間 (t) における次数 $(p+f)$ の後方予測残差であり、

【数70】

$$\hat{\varepsilon}_{p+f}^F(t, t-f-1)$$

は、データ成分 $x(t-f-1)$ を省略して導出された時間 (t) における次数 $(p+f)$ の前方予測残差である。

【0103】

厳密に言えば、パラメータが余分であることは数学的に示すことができるが、上記の解析において、時間指数 $(t-f)$ は便宜上のために使用されている。

20

【0104】

最小二乗最小化の問題を解決するために、いくつかのよく知られている方法がある。この例においては、QR分解(QRD)に基づくそのような方法が採用されている。以下に、一般化された式における係数 $k(t)$ を決定することに関して説明する。

【0105】

式(24)および(25)の各々は、

【数71】

$$\zeta(t) = \psi(t) + k(t)\xi(t) \quad (26)$$

30

の形のものである。

【0106】

式(26)において、入力データ (t) および (t) (それぞれ、帰納的に修正された予測および補間残差) が与えられた場合、係数 $k(t)$ を、計算において、特定の異なった時間 i の間に対して計算され、忘却係数 β によって重み付けされた量 $(i) + (i)$ の二乗の和の最小化があるという制限を条件として、時点 t において計算することが要求される。すなわち、 $k(t)$ は、以下の表記に対する最小値を与えるパラメータの値に等しい。

【数72】

40

$$\sum_{i=0}^L \beta^{2i} (\psi(t-i) + \omega \xi(t-i))^2 \quad (27)$$

【0107】

パラメータ L は、総和に含まれる過去のサンプルの数を決定する。既に述べたように、 L は固定しても、または、時間とともに変化してもよく、 β は忘却係数である。この方法で $k(t)$ を計算する効果は、同じく (t) に現われる (t) のいかなる成分も減衰させることである。項 (t) は、この問題に対する帰納的最小二乗残差である。

【0108】

本例において、式(26)および(27)に与えられた最小二乗の問題を解決するための

50

好ましい方法は、帰納的残差 $u(t)$ および $v(t)$ ではなく、変換係数 $i_n(t)$ が適用される対応するそれぞれの演繹的残差 $u(t)$ および $v(t)$ を含む。各残差について異なった変換係数があることが推測されるが、事実、本例において、それらは同じであることが見出されている。加えて、好ましい方法は、式(26)および(27)に与えられた最小二乗の問題を直接解決しないが、代わりに、現時点のみにおける演繹的残差 $u(t)$ および $v(t)$ および変換係数 $i_n(t)$ 、および、前の時点に計算され、後の使用のために記憶される様々なパラメータの値の知識に基づいて $k(t)$ を計算する再帰性手順を使用する。1つのそのような記憶されたパラメータは、前の時点における最小二乗係数の値、すなわち、 $k(t-1)$ である。

【0109】

10

「A Note on Modifications to the Givens Plane Rotation: ギブンスの平面回転に対する修正に関するメモ」、J. Inst. Maths. Applics., 第13巻215~218頁、1974年のS Hammarlingの解析に関して、およびMcWhirterの米国特許第4,727,503号明細書に説明されている解析によって、 $k(t)$ が以下の帰納法から計算できることを示すことができる。この帰納法は、 $z(t)$ (すなわち、 $z(t)$) に関連する演繹的残差および対応する変換係数 ($o_{ut}(t)$) ももたらす。

【数73】

$$d(t) = \beta^2 d(t-1) + \delta_{in}(t) u(t)^2 \tag{28}$$

20

$$s = \frac{\delta_{in}(t) u(t)}{d(t)} \tag{29}$$

$$\delta_{out}(t) = \frac{\beta^2 d(t-1) \delta_{in}(t)}{d(t)} \tag{30}$$

$$z(t) = v(t) + k(t-1) u(t) \tag{31}$$

30

$$k(t) = k(t-1) - sz(t) \tag{32}$$

【0110】

項 $d(t)$ は式(28)によって定義され、時系列 $u(0) \sim u(t)$ のエネルギーの評価を表すが、より最近のサンプルにはより多くの重みが与えられている。式(28)の右側の全ての項は、時間 t において知られている。項 $d(t-1)$ は、もし $t=2$ 以上であれば計算によって直前に先行する時点において得られた。 $t=1$ については、対応する初期項 $d(0)$ にゼロなどの所定の値が与えられる。項 $i_n(t)$ および $u(t)$ は入力データである。項 s はQR分解において使用される種類の一般化された回転パラメータである。これは、式(28)を使用して関連する時点について計算される量 $d(t)$ とともに、入力データ $i_n(t)$ および $u(t)$ に関して式(29)によって定義される。式(30)は知られている量に関する残差 $z(t)$ に対する変換係数 $o_{ut}(t)$ を定義する。すなわち、 $d(t-1)$ は前の時点から知られ、 $i_n(t)$ および $d(t)$ は式(28)を使用してこの時点について計算されている。式(28)~(30)はともに、図2に示す境界セル $B a_1$ などおよび図3および4に示す境界セル B_2 および B_4 において各時点について行われる計算を表す。

40

【0111】

式(31)および(32)は、図2における内部セル $I a_1$ などおよび図3および4に示

50

す内部セル I_2 および I_4 において各時点について行われる計算を表す。式 (31) は、2つの知られている量 (入力データ) $u(t)$ および $v(t)$ 、および、 $t = 2$ 以上の場合の時点 ($t - 1$) のデータについて既に評価された値 $k(t - 1)$ に関する $z(t)$ を表す。 $t = 1$ は、ゼロなどの所定の値に等しく設定される項 $k(0)$ に対応する。式 (32) は、量 s および前の時点からの $k(t - 1)$ とともに、式 (29) および (31) から計算される $z(t)$ に関する $k(t)$ を表す。したがって、いかなる開始値、例えば、 $k(0)$ の知識により、式 (28) および (32) を使用して $z(t)$ および $k(t)$ の次に続く一連の値を生成することが可能である。

【0112】

式 (24) および (25) を再び参照すると、量

10

【数74】

$$\hat{\varepsilon}_{p+f}^B(t, t-f)$$

および

【数75】

$$\hat{\varepsilon}_{p+f}^F(t, t-f-1)$$

は前述の計算において要求され、事実、それらは以下により他の知られている量から得られる。

20

【数76】

$$\hat{\varepsilon}_{p+f}^B(t, t-f) = \varepsilon_{p+f+1}^B(t) - \eta_{p+1,f}(t) \varepsilon_{p,f}(t-f) \quad (33)$$

$$\hat{\varepsilon}_{p+f}^F(t, t-f-1) = \varepsilon_{p+f+1}^F(t) - \nu_{p,f+1}(t) \varepsilon_{p,f}(t-f-1) \quad (34)$$

【0113】

ここで、 $\varepsilon_{p+1,f}(t)$ および $\nu_{p,f+1}(t)$ は以下に説明する修正された最小二乗最小化手順によって決定される係数である。この手順は再帰性最小二乗最小化を含み、式 (33) および (34) における2つの最小二乗の問題は同じ形である。すなわち、

30

【数77】

$$\psi(t) = \zeta(t) - k(t)\xi(t) \quad (35)$$

【0114】

ここで、 $u(t)$ および $v(t)$ は知られている入力データ (それぞれ帰納的予測および補間残差) であり、 $k(t)$ および $\xi(t)$ は計算される。これは、式 (26) および (27) に関連する手順に比較すれば修正された手順であるが、この再帰性最小二乗手順が、式 (26) および (27) によって説明され、帰納法の式 (28) ~ (32) によって実施される従来の最小二乗の問題を解決することによって得られる係数 $k(t)$ に対するのと、同じ値を計算することを示すことができる。式 (28) ~ (32) は入力データとして $u(t)$ および $v(t)$ を有し、 $k(t)$ および $\xi(t)$ をもたらしたが、今度の場合では、 $\xi(t)$ が利用可能ではない。しかし、 $k(t-1)$ および $\xi(t)$ が知られていれば、 $\xi(t)$ の知識なしに $k(t)$ を導出できることを示すことができる。これは、対応する演繹的残差および関連する変換係数に関して以下に説明する。演繹的残差 (ローマ字記号) $z(t)$ 、 $u(t)$ 、および、 $v(t)$ は、帰納的残差 (ギリシャ文字記号) $\varepsilon_{p+1,f}(t)$ 、 $\varepsilon_{p,f}(t)$ 、および、 $\nu_{p,f+1}(t)$ にそれぞれ対応する。

40

【0115】

式 (28) ~ (32) は、 $k(t)$ が $v(t)$ の知識を使用して $k(t-1)$ から導出で

50

きることを示す。さらに、帰納法は副産物として $z(t)$ を生み出す。前述した修正再帰性最小二乗手順を実施する目的のために、これらの式が、もしこの場合に該当する、 $z(t)$ が知られている場合に、 $v(t)$ の知識なしに $k(t-1)$ から $k(t)$ についての値を導出することが可能であるような方法で再配置できることを示すことができる。さらに、そのように再配置されたこれらの式は、副産物として $v(t)$ を生み出し、以下の式 (36) ~ (40) において詳述される。

【数 78】

$$d(t) = \beta^2 d(t-1) + \delta_{in}(t) u(t)^2 \quad (36)$$

10

$$s = \frac{\delta_{in}(t) u(t)}{d(t)} \quad (37)$$

$$\delta_{out}(t) = \delta_{in}(t) \quad (38)$$

$$v(t) = z(t) - k(t-1) u(t) \quad (39)$$

20

$$k(t) = k(t-1) - s z(t) \quad (40)$$

【0116】

式 (36) ~ (40) が、帰納的残差 (ギリシャ文字記号) $\delta_{in}(t)$ 、 $\delta_{out}(t)$ 、および $v(t)$ にそれぞれ対応する演繹的残差 (ローマ字記号) $z(t)$ 、 $u(t)$ 、および $v(t)$ に関することを繰り返して述べる。

【0117】

項 $d(t)$ は式 (36) によって定義され、時系列 $u(0) \sim u(t)$ のエネルギーの評価を表すが、より最近のサンプルにより重みを与えられている。式 (36) の右手側の全ての項は、時間 t において知られている。 $t = 2$ 以上について、項 $d(t-1)$ は、その前の時点から知られる。 $t = 1$ および $d(0)$ の場合、 $d(0)$ はゼロなどの所定の値に設定される。項 $\delta_{in}(t)$ および $u(t)$ は入力データである。項 s は一般化された回転パラメータである。これは、入力データ $\delta_{in}(t)$ および $u(t)$ 、および、式 (36) を使用して計算される $d(t)$ に関して式 (37) によって定義される。式 (38) は、知られている入力変換係数 $\delta_{in}(t)$ に等しいとして残差 $v(t)$ に対して変換係数 $\delta_{out}(t)$ を定義する。式 (36) ~ (38) はともに、境界セル B_1 および B_2 において実行され、図 3 および 4 を参照して説明される計算を表す。

30

【0118】

式 (39) および (40) は、図 3 および 4 に示す内部セル I_1 および I_3 において実行される計算を表す。式 (39) は、知られている量、すなわち、時間 $(t-1)$ のデータについて既に評価された値 $k(t-1)$ 、または、 $k(0)$ の場合、ゼロなどの所定の値に設定された値とともに入力データ $u(t)$ および $z(t)$ 、に関する $v(t)$ を表す。式 (40) は、式 (37) を使用して計算される量 s 、および、その前の時点からの $k(t-1)$ とともに入力データ $z(t)$ に関する $k(t)$ を表す。したがって、任意の開始値、例えば、 $k(0)$ の知識により、式 (36) ~ (40) を使用して、その後の時点について $v(t)$ および $k(t)$ のその後の一連の値を生成することは可能である。

40

【0119】

式 (24) 以降は、 $e_{p,f}(t-f)$ (または、等価的に、演繹的補間残差 $e_{p,f}(t-f)$ および対応する変換係数 $\delta_{p,f}(t-f)$) または 1 サンプル時間間隔遅延した等価残差 $e_{p,f}(t-f-1)$ などの帰納的補間残差が、特定の予測残差とともに、

50

他の2つの補間残差を生成するために使用できることを示す。本来の補間残差の指数を基準として、それから生成された2つの残差の1つは、1だけ増加したp指数を有し、他の1つは同様に増加したf指数を有する。すなわち、 $p+1, f(t-f)$ および $p, f+1(t-f-1)$ である。これは、演繹的補間残差および対応する変換係数に関して図3および4に示す。

【0120】

便宜上のため、ベクトル

【数79】

$$\hat{\mathbf{k}}^N(t)$$

10

は次数Nの非正規化カルマンゲインベクトルであると定義される。すなわち、

【数80】

$$\hat{\mathbf{k}}^N(t)$$

のi番目の成分は、

【数81】

$$\hat{k}_i^N(t) = \varepsilon_{N-i, i-1}(t-i+1)$$

20

である。式(7)を参照。N次目の適応フィルタに対する非正規化カルマンゲインベクトル

【数82】

$$\hat{\mathbf{k}}^N(t)$$

の成分

【数83】

$$\hat{\mathbf{k}}_Q^N(t) \quad (Q=1 \text{ から } N)$$

30

である補間残差を生成するために、図3および4を参照して説明される方法を使用する多くの可能な方法がある。

【0121】

説明の簡略化のため、以下の検討は、帰納的残差の面からのものであるのに対して、本例においては、等価的に、演繹的残差および変換係数が実際に使用されている。補間残差 $p, 0(t)$ および $0, f(t-f)$ は特別な特性を有する。補間残差 $N-i, 0(t)$ は、 $p=N-i$ および $f=0$ を有する。 $f=0$ は、時系列に後続の項がないことに対応する。したがって、この残差は先行する項のみから、すなわち、時系列の同じ項から、および、前方予測残差

【数84】

40

$$\varepsilon_{N-i}^F(t)$$

と同じ方法で計算される。式(14)を参照。したがって、これらの2つの残差は等しい。さらに、前方予測残差が最小二乗格子プロセッサを使用して得られるため、補間残差 $N-i, 0(t)$ も同様に得られる。

【0122】

既に述べたように、図3および4を参照して説明された方法が、非正規化カルマンゲインベクトル

【数85】

50

$$\hat{\mathbf{k}}^N(t)$$

の成分を生成するために利用することができる多くの方法がある。例えば、上述の原理に従えば、補間残差 $\varepsilon_{N-i,0}(t)$ は、1だけ増加した f 指数を備え、直前または $(t-1)$ 番目の時間サンプル、すなわち、 $\varepsilon_{N-i,1}(t-1)$ に対応する他の補間残差を生成するために使用できる。この手順は、 $\varepsilon_{N-i,1}(t-1)$ から $\varepsilon_{N-i,2}(t-2)$ を作成するために繰り返される。反復は $\varepsilon_{N-i,i-1}(t-i+1)$ が生成されるまで合計 $(i-1)$ 回繰り返される。すなわち、反復段は、

【数 8 6】

$$\varepsilon_{N-i,0}(t) \Rightarrow \varepsilon_{N-i,1}(t-1) \Rightarrow \varepsilon_{N-i,2}(t-2) \Rightarrow \dots \Rightarrow \varepsilon_{N-i,i-1}(t-i+1) \quad (41)$$

である。

【0 1 2 3】

$\varepsilon_{N-i,i-1}(t-i+1)$ を生成するための代案となる方法は、以下のとおりである。補間残差 $\varepsilon_{0,i-1}(t-i+1)$ (すなわち、 $p=0$ 、 $f=i-1$) は、時間 t に対する $(i-1)$ 番目の後方予測残差と同じである。すなわち、

【数 8 7】

$$\varepsilon_{i-1}^B(t)$$

である。式 (16) を参照。上述の原理に従えば、補間残差 $\varepsilon_{0,i-1}(t-i+1)$ は、1だけ増加した p 指数を備えた $\varepsilon_{1,i-1}(t-i+1)$ を生成するために使用される。この手順は、 $\varepsilon_{1,i-1}(t-i+1)$ から $\varepsilon_{2,i-1}(t-i+1)$ を作成するまで反復される。反復は、 $\varepsilon_{N-i,i-1}(t-i+1)$ が生成されるまで合計 $(N-i)$ 回繰り返される。すなわち、

【数 8 8】

$$\begin{aligned} \varepsilon_{0,i-1}(t-i+1) &\Rightarrow \varepsilon_{1,i-1}(t-i+1) \Rightarrow \varepsilon_{2,i-1}(t-i+1) \\ &\Rightarrow \dots \Rightarrow \varepsilon_{N-i,i-1}(t-i+1) \end{aligned} \quad (42)$$

である。

【0 1 2 4】

項 $\varepsilon_{N-i,i-1}(t-i+1)$ は非正規化カルマンゲインベクトル

【数 8 9】

$$\hat{\mathbf{k}}_i^N(t)$$

の i 番目の成分である。

【0 1 2 5】

上記の反復 (41) および (42) が示す 2 つの方法は、非正規化カルマンゲインベクトルを構成する要求される補間残差の全てを生成するために、 N^2 ($O(N^2)$) の次数のコンピュータ処理を要求する。ここで、 N は適応フィルタの次数である。計算の数を $O(N \log_2 N)$ に削減するための代案となる手順を説明する。

【0 1 2 6】

説明の便宜のため、 $N=2^x$ であることを仮定し、ここで、 N はフィルタの次数であり、 x は正の整数である。反復 (41) および (42) に関して説明したように、 $\varepsilon_{M,M-1}(t-M+1)$ ($M=N/2$) などの種類 $\varepsilon_{p,f}(t-f)$ の補間残差は、補間残差 $\varepsilon_{M,0}(t)$ から開始される反復によって計算することができる。すなわち、 $\varepsilon_{M,0}(t)$ が $p=M$ および $f=0$ を有するので、これは 0 (後続しない) の後続する時系列デ

10

20

30

40

50

ータ成分を除くM先行成分から導出される。したがって、これは、同じ計算によって同じデータ成分から得られる帰納的前方予測残差

【数90】

$$\varepsilon_M^f(t)$$

と同一である。その結果、 $\varepsilon_{M, M-1}(t-M+1)$ は、既に説明したように最小二乗格子プロセッサから得られる

【数91】

$$\varepsilon_M^f(t)$$

10

自体から、式(41)に示すタイプの反復によって得られる。さらに、本反復の処理において、 $0 \sim M-1$ のfの値を持つ残差 $\varepsilon_{M, f}(t-f)$ が計算される。すなわち、 $f = 1 \sim M-2$ であり、すなわち、

【数92】

$$\varepsilon_{M,1}(t-1), \varepsilon_{M,2}(t-2), \varepsilon_{M,3}(t-3), \dots, \varepsilon_{M,M-2}(t-M+2) \quad (43)$$

である。

20

【0127】

(43)における補間残差も、 $(2-i, M-1)$ とした残差 $\varepsilon_{N-i, i-1}(t-i+1)$ を計算するために式(42)に示す反復を使用して計算される中間量である。このため、もし式(43)における中間量が後の再使用のために記憶されれば、非正規化カルマンゲインベクトルを構成する他の残差を計算する際に含まれるコンピュータ処理のいくらかは回避することが可能である。

【0128】

同様に、補間残差 $\varepsilon_{M-1, M}(t-M)$ は、それ自体が帰納的后方予測残差

【数93】

$$\varepsilon_M^B(t)$$

30

と同一である。 $\varepsilon_{0, M}(t-M)$ から式(42)に示す反復によって得られる。この反復は、 $1 \sim M-2$ のpの値を持つ中間量 $\varepsilon_{p, M}(t-M)$ も生成する。

【0129】

同様の節約は、他の項、すなわち、反復(41)を介して $(M+2-i, N-1)$ によって与えられるiの値を持つ $\varepsilon_{N-i, i-1}(t-i+1)$ の計算についても可能である。

【0130】

中間量を記憶する一方で、 $\varepsilon_{N-3P, M}(t-M)$ (ここで $P = N/4$)から $\varepsilon_{N-3P, 3P-1}(t-3P+1)$ を計算することは、式(42)を介して計算される $(M+2-i, 3P-1)$ によって与えられるiの値を持つ残差 $\varepsilon_{N-i, i-1}(t-i+1)$ のコンピュータ処理の削減をもたらす。合計で4つのそのようなコンピュータ処理のセットがある。すなわち、 $(M+2-i, 3P-1)$ 、 $(3P+2-i, N-1)$ 、 $(2-i, P-1)$ 、および、 $(P+2-i, M-1)$ によって与えられるiの値を持つ $\varepsilon_{N-i, i-1}(t-i+1)$ である。さらに、これら4つのコンピュータ処理のセットは、次に、カルマンゲインベクトルのために必要なN個の残差が生成されるまで、繰り返し重複する同様の方法などで8つに分割することができる。

40

【0131】

手順は、式(41)および(42)の反復手法を使用して中心近くの非正規化カルマンゲ

50

インベクトルの2つの成分を計算することによって開始される。M番目の成分 $e_{M, M-1}(t-M+1)$ は、前方残差 $e_{M, 0}(t)$ から開始する式(41)の反復使用を介して計算される。(M+1)番目の成分 $e_{M-1, M}(t-M)$ は、後方残差 $e_{0, M}(t-M)$ から開始する式(42)の反復使用を介して計算される。これらの開始残差を使用することは、事実、本質的ではないが、それらは、要求されるコンピュータ処理の数の面からは、使用するうえで最も経済的であると信じられている。

【0132】

図5は、fおよびp指数の値に従い、水平および垂直の軸50および52に対してプロットされた、補間残差 $\varepsilon_{p, f}(t-f)$ を視覚的に表す。三角形空間54における各点は、補間残差を表す。図の点の水平位置および関連するf指数の値は、補間残差を生成するために使用されるその後のデータサンプルの数を表す。垂直位置および関連するp指数の値は、補間残差を作成するために使用される過去のデータサンプルの数を表す。水平軸50上の値は、 $f=0 \sim N-1$ および $p=0$ を持つ補間残差であり、したがって、それらも、既に説明したように、かつ、その時に与えられた理由のために得られた後方予測残差

【数94】

$$\varepsilon_f^B(t)$$

である。同様に、垂直軸52上の値は、 $f=0$ および $p=0 \sim N-1$ を持つ補間残差であり、したがって、それらも、上記のように得られた前方予測残差

【数95】

$$\varepsilon_p^B(t)$$

である。

【0133】

計算することが要求される補間残差は、直線の半分56aおよび56bとして示す対角の点線56上に位置し、それらは、既に述べたように、非正規化カルマンゲインベクトル

【数96】

$$\hat{\mathbf{k}}^N(t)$$

の成分

【数97】

$$\hat{\mathbf{k}}_Q^N$$

である。対角線56に対して全体的に中央にある58および60における2つの残差 $e_{M, M-1}(t-M+1)$ および $e_{M-1, M}(t-M)$ を計算するために反復において生成される残差のシーケンスは、それぞれ鎖線62および64として示す。

【0134】

次に、次数 $M=N/2$ を除いて、本来の問題と原理的には同一である2つの副次的問題がある。それらは、それぞれ半分の直線56aおよび56bで示す。手順の次のステップは、2つの成分の対を計算することであり、各対は、それぞれ半分の直線56aまたは56bに対して全体的に中央にある。 $N/4=M/2=P$ とする。

【0135】

【数98】

$$\hat{\mathbf{k}}^N(t)$$

10

20

30

40

50

の P 番目の成分、すなわち、 $\hat{\mathbf{k}}_{3P, P-1}^N(t-P+1)$ は、前方残差 $\hat{\mathbf{k}}_{3P, 0}^N(t)$ から開始する式 (41) の反復によって計算される。

【0136】

【数99】

$$\hat{\mathbf{k}}^N(t)$$

の $(P+1)$ 番目の成分、すなわち、 $\hat{\mathbf{k}}_{3P-1, P}^N(t-P)$ は、それ自体が

【数100】

$$\hat{\mathbf{k}}_M^N = \varepsilon_{M, M-1}(t-M+1)$$

10

の計算中に計算された補間残差 $\hat{\mathbf{k}}_{M, P}^N(t-P)$ から開始する式 (42) の反復によって計算される。

【0137】

【数101】

$$\hat{\mathbf{k}}^N(t)$$

の $3P$ 番目の成分、すなわち、 $\hat{\mathbf{k}}_{P, 3P-1}^N(t-3P+1)$ は、残差 $\hat{\mathbf{k}}_{P, M}^N(t-M)$ から開始する式 (41) の反復によって計算される。

20

【0138】

【数102】

$$\hat{\mathbf{k}}^N(t)$$

の $(3P+1)$ 番目の成分、すなわち、 $\hat{\mathbf{k}}_{P-1, 3P}^N(t-3P)$ は、残差 $\hat{\mathbf{k}}_{0, 3P}^N(t-3P)$ から開始する式 (42) の反復によって計算される。

【0139】

この点までのコンピュータ処理の展開は図6に説明され、図中で、既に説明したものと同等の部分は同じ参照番号を与える。4つの水平および垂直鎖線66は、図5に比較して本図に加えられ、非正規化カルマンゲインベクトルの4つの追加的な補間残差または成分の計算を示す。

30

【0140】

図6は、次に、56cなどの4つの対角の四半線によって示すように、次数 P の4つの副次的問題があることを説明する。各副次的問題を2つの半分のサイズの副次的問題に分割し、直線部分の中央領域における2つの隣接する残差を評価するこの手順は、非正規化カルマンゲインベクトルの全ての成分が計算されるまで続けられる。これは、「分割征服」手法と呼ばれる。これは、 $O(N^2)$ から $O(N \log_2 N)$ までに要求されるコンピュータ処理の数を削減する。なぜなら、図中の直線間の空間によって示される残差を評価することが必要でないからである。

40

【0141】

$N=64$ の場合、実際に計算された補間残差の集合を図7に示す。既に示したように、70などの垂直線は、式 (42) を使用して下方に反復される残差を示し、72などの水平線は式 (41) を使用して右に反復される残差を示す。

【0142】

図7を調べると、一般的な手法は、残差の2つの直交する線を生成すること、各線に沿って約中間までの残差を選定すること、および、線の方向に直交して反復して、非正規化カルマンゲインベクトルの要求された値に到達するまで反復のそれぞれ新しい線を生成することが分かる。この手順は、既に選定された残差の約中間までの残差を使用して、および

50

、同様に、反復の新しい各線の約中間までの残差を使用して繰り返される。

【 0 1 4 3 】

厳密に言えば、「各線に沿って中間まで」は不正確である。なぜなら、中間点には残差がないからである。代わりに、中間点は、2つの値の中間であり、本来の予測残差の場合では(図5の最上および最左軸50および52上)、中間点の各側に、 $N/2$ 個の残差がある($N=64$ に対しては32個)。中間点のすぐ隣および逆側の2つの残差の1つで、反復が開始される。開始された残差は、次の反復で漸増されない指数の大きな値を有するものである。これは、実際には本質的でないが、最も小さな反復ステップ数の数値的に堅牢な手順をもたらすと思われる。これに関連して、再び図6を参照すると、非正規化カルマンゲインベクトルを作成するために、開始点は、前方予測残差 $\hat{x}_{M,0}(t)$ であり、反復は、第2または f 指数(最初はゼロ)が $M-1$ になるまで $M-1$ ステップにわたって実行された。後方予測残差 $\hat{x}_{0,M-1}(t)$ で開始し、最初または p 指数が M になるまで反復することもできるが、これは、反復を1つ多く要求し、「分割征服」処理に役立たない。後の方の反復は、中間点のすぐ隣の、かつ、増加されない指数の大きな値を有する残差で同様に開始され、関連する中間点は、既に得られている

10

【数 1 0 3】

$$\hat{k}_Q^N(t)$$

の値を提供する補間残差と前の方の反復のための開始残差との間の中間である。

20

【 0 1 4 4 】

2の累乗の整数に等しくない次数 N を持つフィルタの場合、上述の分割征服手法はまだ使用できるが、問題は異なった方法で分割される。各問題を2つの等しい副次的問題に分割することは、完全な解決を得るために、最早、完全には適切ではない。問題または副次的問題は、2つ以上の必ずしも等しくない副次的問題には分割できる。例えば、 $N=48$ は、次数32および16の副次的問題に分割でき、その1つは、32個の重みベクトル成分、および、他の1つは16個をもたらす。 N のいかなる整数値も、各々が2の累乗であり、要求される重みベクトル成分の部分集合をもたらす数の和として扱うことができる。そのため、問題は、このように解決できる。他の多くの「分割征服」方式は、2の累乗の整数に等しくない次数 N を持つフィルタの重みベクトルを、等しくない次数を持つ副次的重みベクトルに分割する多くの異なった方法に基づいて可能である。

30

【 0 1 4 5 】

図1の段16を参照すると、カルマンゲインベクトルの j 番目の成分は式(7)を使用して計算される。この式において、分子は、非正規化カルマンゲインベクトルの j 番目の成分である帰納的補間残差 $\hat{x}_{N-j,j-1}(t-j+1)$ である。帰納的残差は、演繹的残差 $e_{N-j,j-1}(t-j+1)$ および変換係数 $\delta_{N-j,j-1}(t-j+1)$ として、図3および4におけるように計算される。

【 0 1 4 6 】

帰納的残差自体は、

【数 1 0 4】

40

$$e_{N-j,j-1}(t-j+1) = e_{N-j,j-1}(t-j+1) \delta_{N-j,j-1}(t-j+1) \quad (44)$$

のように計算される。

【 0 1 4 7 】

式7の分母は、

【数 1 0 5】

$$E_{N-j,j-1}(t-j+1) = \beta_3^2 E_{N-j,j-1}(t-j) + e_{N-j,j-1}(t-j+1) \epsilon_{N-j,j-1}(t-j+1) \quad (45)$$

よって各反復において更新される $E_{N-j,j-1}(t-j+1)$ の形のものである。

【0148】

ここで図8を参照すると、N次目の適応フィルタが電子的に実施されることが示される。適応フィルタは、接続ノード104₁~104_Nの個々の対の間に直列に接続される遅延セル102₁~102_{N-1}の鎖で構成される。これらのノードは、それぞれ増幅率 $w_1(1) \sim w_N(t)$ を備えて更新バス108に接続されるそれぞれの増幅器106₁~106_Nに接続される。増幅器106は合算器110に出力を供給する。

10

【0149】

各遅延セル102は、第1のノード104₁、第1の遅延セル102₁、および、第1の増幅器106₁に入力される入力信号サンプル $x(t)$ の連続する値の間の時間に等しい遅延を供給する。クロックが動作すると、遅延セルは、直前の先行するクロックサイクルで受け取られた信号サンプル入力 $x(t-1)$ を出力し、新しい信号サンプル $x(t)$ を入力する。その結果、 $x(t)$ が第1のセル102₁ および第1の増幅器106₁ に入力されると、i番目 ($i=2 \sim N-1$) のセル102_i およびi番目の増幅器106_i ($i=2 \sim N$) は、 $x(t-i+1)$ の入力を受け取る。増幅器は、重みベクトルを信号 $x(t) \sim x(t-N+1)$ にまとめて適用する個々のゲイン率を有する。すなわち、i番目の増幅器106_i は、時間tにおいて $w_i(t)$ のゲインを有し、 $w_i(t) x(t-i+1)$ の出力を作成する。合算器110は、増幅器の出力を合計する。すなわち、その出力 S_0 は、

20

【数106】

$$S_0 = \sum_{i=1}^N w_i(t) x(t-i+1) \quad (46)$$

である。これは、式(1)にある要求された適応フィルタ出力である。重み $w_i(t)$ は、既に与えた式(3)および(4)に従って更新バス108を介して更新される。

30

【0150】

カルマンゲインベクトルが知られているとすると、これまでの説明で与えられた式は、適切なキャリア媒体に記録され、従来のコンピュータシステム上で実行するプログラム命令を含む適切なコンピュータプログラムによって明確に評価することができる。キャリア媒体は、メモリ、フロッピー(登録商標)もしくはコンパクトもしくは光ディスク、或いは、他のハードウェア記録媒体、または、電気信号でもよい。このようなプログラムは、熟練したプログラマが、発明を要求せずに、これまでの説明から実施することが明白である。なぜなら、それは、よく知られているコンピュータ処理手順を含むからである。 x が正の整数である $N=2^x$ を仮定して、カルマンゲインベクトルを計算するためのプログラムの概略を以下に説明する。コードはMATLAB(登録商標)のコンピュータプログラムの規則を使用して書かれている。セミコロン(;)は命令の終了を示す。エプシス(ϵ)(\dots)は命令が次の行に続くことを示す。記号「*」は、2つのベクトルの成分の乗算を示す。それぞれ成分 a_i 、 b_i を有する2つのベクトル \underline{a} および \underline{b} の成分の乗算は、成分 a_i 、 b_i ($i=1, 2, 3$ など) の同じ指数を持つ対の積 $a_i b_i$ と等しいi番目の成分 c_i を持つベクトル \underline{c} を形成すると定義される。

40

【0151】

所与の時点におけるN次目の非正規化カルマンゲインベクトル(以下、記号「k」)は、4行のプログラムによって与えられる。式(10)に従った真の(すなわち、正規化)カルマンゲインベクトルへの非正規化カルマンゲインベクトルの変換は、熟練したプログラマが発明を要求せずに実施することが明白である。なぜなら、上記変換は、よく知られて

50

いるコンピュータ処理手順を含むからである。

【0152】

```
[ km , del t a km , s t o r e , s t a t e ] = i n t e r p o l a t e ( N , f r , b r , del t a f , del t a b , f r , b r , beta , s t o r e , s t a t e ) ;
```

```
k p = [ f r ( N ) , k m , b r ( N ) ] ;
```

```
del t a k = [ del t a f ( N ) , del t a k m , del t a b ( N ) ] ;
```

```
k = k p . * del t a k ;
```

【0153】

ここで、 N 次元のベクトル「 f_r 」および「 b_r 」は、その時点に対する次数 $0 \sim N - 1$ の演繹的前方および後方予測残差を含み、 $del t a f$ 、 $del t a b$ は、演繹的残差を帰納的残差に関連させる対応する変換係数を含む N 次元ベクトルであり（帰納的残差は、演繹的残差と変換係数の積に等しい）、変数「 $s t o r e$ 」および「 $s t a t e$ 」は、中間量を記憶するために使用され、それぞれ次元 $N \times N \times 2$ および $N \times N \times 4$ のアーレーである。前方および後方予測残差および変換係数は、例えば、QRDに基づいたLSLプログラムを使用して前述のとおり作成することができる。中間量「 $s t o r e$ 」および「 $s t a t e$ 」は、最初にプログラムを実行する前に初期化する必要がある。これについては後述する。

【0154】

$n = 2m$ と定義し、 m は2以上の整数とすれば、関数「 $i n t e r p o l a t e$ 」は、水平線50および垂直線52によって定義される、図4に描かれる空間の三角形領域の対角線を構成する補間残差の $(n - 2)$ 次元のベクトルを計算する。対角線の中央の近くの2つの残差は、関数「 $a c r o s s$ 」および「 $d o w n$ 」に対するコールを介して帰納法(41)および(42)を使用して計算される。もし n が4より大きければ、残りの対角成分は、次元 $n / 2$ のデータから構成される関数「 $i n t e r p o l a t e$ 」に対する2つのさらなる（再帰性）コールによって計算される（「分割征服」技術）。関数「 $i n t e r p o l a t e$ 」は：

```
f u n c t i o n [ k , del t a k , s t o r e , s t a t e ] = i n t e r p o l a t e ( n , v , h , del t a v , del t a h , f r , b r , beta , s t o r e 0 , s t a t e 0 )
```

```
s t o r e = s t o r e 0 ; s t a t e = s t a t e 0 ;
```

```
i f ( n > 4 )
```

```
[ v 1 , del t a v 1 , s t a t e ( 1 : n / 2 , n / 2 + 1 , : ) ] = . . .
```

```
d o w n ( n / 2 , h ( n / 2 + 1 ) , del t a h ( n / 2 + 1 ) , b r ( n / 2 + 1 : n ) , beta , s t a t e ( 1 : n / 2 , n / 2 + 1 , : ) ) ;
```

```
[ h 1 , del t a h 1 , s t o r e ( ( n / 2 + 1 ) , 1 : ( n / 2 ) , : ) , s t a t e ( ( n / 2 + 1 ) , 1 : ( n / 2 ) , : ) ] = . . .
```

```
a c r o s s ( n / 2 , v ( n / 2 + 1 ) , del t a v ( n / 2 + 1 ) , f r ( ( n / 2 + 1 ) : n ) , beta , s t o r e ( ( n / 2 + 1 ) , 1 : ( n / 2 ) , : ) . . . s t a t e ( ( n / 2 + 1 ) , 1 : ( n / 2 ) , : ) ) ;
```

```
[ k u , del t a k u , s t o r e ( 1 : n / 2 , n / 2 + 1 : n , : ) , s t a t e ( 1 : n / 2 , n / 2 + 1 : n , : ) ] = . . .
```

```
i n t e r p o l a t e ( n / 2 , v 1 , h ( n / 2 + 1 : n ) , del t a v 1 , del t a h ( n / 2 + 1 : n ) , f r ( n / 2 + 1 : n ) , b r ( n / 2 + 1 : n ) , . . .
```

```
b e t a , s t o r e ( 1 : n / 2 , ( ( n / 2 ) + 1 ) : n , : ) , s t a t e ( 1 : n / 2 , n / 2 + 1 : n , : ) ) ;
```

```
[ k 1 , del t a k 1 , s t o r e ( n / 2 + 1 : n , 1 : n / 2 , : ) , s t a t e ( n / 2 + 1 : n , 1 : n / 2 , : ) ] = . . .
```

```
i n t e r p o l a t e ( n / 2 , v ( n / 2 + 1 : n ) , h 1 , del t a v ( n / 2
```

10

20

30

40

50


```

+ 1 : n), del tah 1, fr (n / 2 + 1 : n), br (n / 2 + 1 : n), .
. .
beta, store ((n / 2) + 1) : n, 1 : n / 2, :), state (n /
2 + 1 : n, 1 : n / 2, :));
k = [k1, h1 (n / 2), v1 (n / 2), ku];
deltak = [deltak1, del tah 1 (n / 2), del tav 1 (n / 2
), deltaku];
else
[v1, del tav 1, state (1 : n / 2, n / 2 + 1, :)] = . . .
down (n / 2, h (n / 2 + 1), del tah (n / 2 + 1), br (n / 2 + 1 10
: n), beta, state (1 : n / 2, n / 2 + 1, :));
[h1, del tah 1, store (n / 2 + 1, 1 : n / 2, :), state (n
/ 2 + 1, 1 : n / 2, :)] = . . .
across (n / 2, v (n / 2 + 1), del tav (n / 2 + 1), fr (n / 2
+ 1 : n), beta, store (n / 2 + 1, 1 : n / 2, :), state (n /
2 + 1, 1 : n / 2, :));
k = [h1 (n / 2), v1 (n / 2)];
deltak = [del tah 1 (n / 2), del tav 1 (n / 2)];
end

```

【0155】

20

関数「down」は反復(42)を実施する。すなわち、(演繹的残差 $h = e_{p, f}(t - f)$ および変換係数 $delta_0 = e_{p, f}(t - f)$ によって実際に表される) $e_{p, f}(t - f)$ の形の残差から開始し、(再び、 v および $delta_1$ にそれぞれ記憶される演繹的残差および変換係数によって表される) $i = 1 \sim n - 1$ についての残差 $e_{p, f}(t - f)$ のシーケンスを作成する。

【0156】

関数「update」は、関数「across」にも共通で、それら双方を以下に説明する。関数「down」は、

```

function [v, delta1, state] = down (n, h, delta0
, br, beta, state0) 30
state = state0;
v(1) = h; delta1(1) = delta0;
for i = 2 : n,
[v(i), delta1(i), state(i, 1, :)] = update (v(i
- 1), delta1(i - 1), br(i), beta, state(i, 1, :))
;
end

```

【0157】

関数「across」は反復(41)を実施する。すなわち、(演繹的残差 $v = e_{p, f}(t - f)$ および変換係数 $delta_0 = e_{p, f}(t - f)$ によって実際に表される) $e_{p, f}(t - f)$ の形の残差から開始し、(再び、 h および $delta_1$ にそれぞれ記憶される演繹的残差および変換係数によって表される) $i = 1 \sim n - 1$ についての残差 $e_{p, f+1}(t - f - i)$ のシーケンスを作成する。時間指数の変更を実施するために、関数「down」に比較して、余分の記憶が必要である。関数「update」は関数「down」にも共通であり、以下に説明する。関数「across」は、

```

function [h, delta1, store, state] = across (n,
v, delta0, fr, beta, store0, state0) 40
state = state0; store = store0;
h(1) = v; delta1(1) = delta0;
for i = 2 : n, 50

```

```
[ h ( i ) , d e l t a 1 ( i ) , s t a t e ( 1 , i , : ) ] = u p d a t e ( s t o
r e ( 1 , i , 1 ) , s t o r e ( 1 , i , 2 ) , f r ( i ) , b e t a , s t a t e (
1 , i , : ) ) ;
s t o r e ( 1 , i , : ) = [ h ( i - 1 ) , d e l t a 1 ( i - 1 ) ] ;
e n d
```

【0158】

関数「update」は、（実際に、演繹的残差 $x = e_{p, f}(t - f)$ および変換係数 $d e l t a = e_{p, f}(t - f)$ によって表される）残差 $e_{p, f}(t - f)$ を取り、入力「r」の値によって指数「f」または指数「p」のいずれかを1だけ増加させる。「switching」は要求されない。もし「r」が適切な後方予測残差であれば、指数「p」は増加される（式（24）および（33）を参照）。逆に、もし「r」が適切な前方予測残差であれば、指数「f」が増加される（式（25）および（34）を参照）。既に述べたように、これは、RLSおよび修正されたRLS問題が解決されることが要求される。これは、それぞれ関数「rls」および「mrls」で行われる。関数「update」は、

```
f u n c t i o n [ y , d e l t a 1 , s t a t e 1 ] = u p d a t e ( x , d e l t a
, r , b e t a , s t a t e )
d = s t a t e ( 1 ) ; k = s t a t e ( 2 ) ;
d m = s t a t e ( 3 ) ; k m = s t a t e ( 4 ) ;
[ z , d m 1 , k m 1 ] = m r l s ( x , r , d e l t a , d m , b e t a , k m ) ;
[ y , d e l t a 1 , d 1 , k 1 ] = r l s ( z , x , d e l t a , d , b e t a , k )
;
s t a t e 1 ( 1 ) = d 1 ; s t a t e 1 ( 2 ) = k 1 ;
s t a t e 1 ( 3 ) = d m 1 ; s t a t e 1 ( 4 ) = k m 1 ;
```

【0159】

関数「rls」は、式（28）～（32）で説明したようにRLS問題を解決する。

【0160】

関数「rls」は、

```
f u n c t i o n [ z , d e l t a 1 , d 1 , k 1 ] = r l s ( x , y , d e l t a , d
, b e t a , k )
i f ( ( x == 0 ) | ( d e l t a == 0 ) )
d 1 = b e t a ^ 2 * d ;
s = 0 ;
d e l t a 1 = d e l t a ;
e l s e
d 1 = b e t a ^ 2 * d + d e l t a * a b s ( z ) ^ 2 ;
s = d e l t a * x / d 1 ;
d e l t a 1 = b e t a ^ 2 * d / d 1 ;
e n d
z = y + k * x ;
k 1 = k - s * z ;
```

【0161】

関数「mrls」は、式（36）～（40）で説明した修正RLS問題を解決する。関数「mrls」は、

```
f u n c t i o n [ y , d 1 , k 1 ] = m r l s ( x , z , d e l t a , d , b e t a ,
k )
i f ( ( x == 0 ) | ( d e l t a == 0 ) )
d 1 = b e t a ^ 2 * d ;
s = 0 ;
e l s e
```

```

d1 = beta ^ 2 * d + delta * abs(x) ^ 2 ;
s = delta * x / d1 ;
end
y = z - k * x ;
k1 = k - s * z ;

```

【0162】

上記のプログラムリストおよび関連する数学の説明において、時点ごとに更新される特定の量がある。例えば、 $k(t-1) \rightarrow k(t)$ である。そのため、初期値が特定されなければならない。この初期化を行うための方法の例は、以下のとおりである。第1に、コンピュータ処理に含まれる全ての記憶されている変数は、1に設定される記憶されている変換係数を除いてゼロに設定される。次に、正規化段までだが、正規化段を含まないプログラムまたはハードウェアの例示は、N個のゼロが後続する1から構成される入力時系列の初期化を処理するように構成されるが、以前と同様にNはデジタルフィルタの次数である。この手順は、要求される適切な初期値を与え、その後、真の時系列が処理される。

10

【0163】

近年、「高速ニュートン」アルゴリズムと呼ばれる)新しいタイプのアルゴリズムが、学術文献に現われている。例えば、以下を参照。

【0164】

M. MoonenおよびI. K. Proudler、「Using a Lattice Algorithm to Estimate the Kalman Gain Vector in Fast Newton-type Adaptive Filtering: 高速ニュートンタイプの適応フィルタリングにおけるカルマンゲインベクトルを評価するための格子アルゴリズムの使用」、Proc. ICASSP '97、ミュンヘン、1997年4月。

20

【0165】

G. V. MoustakidesおよびS. Theodoridis、「Fast Newton Transversal Filters - A New Class of Adaptive Estimation Algorithms: 高速ニュートン横断フィルタ - 適応評価アルゴリズムの新しいクラス」、IEEE trans. SP-39(6)、2184~2193頁、1991年。

30

【0166】

D. K. PhillipsおよびC. F. N. Cowan、「Zero-Phase Signal Conditioning for Improved NLMS Performance: 改良されたNLMSの性能に対するゼロ - 位相信号の条件」、13th Int. Conf. on DSP、1997年7月2~4日、Santorini、ギリシャ、37~39頁。

【0167】

K. MaoucheおよびD. T. M. Slock、「A Fast Instrumental Variable Affine Projection Algorithm: 高速インスツルメンタル可変アフィン投影アルゴリズム」、Proc. ICASSP '98、米国ワシントン州シアトル、1481~4頁。

40

【0168】

高速ニュートンアルゴリズムはRLSアルゴリズム、および、フィルタリングされる入力信号が、低次数自己回帰(AR)処理としてモデル化できるという仮定に基づいている。この仮定は、RLSアルゴリズムにおけるコンピュータ処理のいくつかを、コンピュータ処理の大きな節約は別として、おそらく収斂性能を殆ど失うことなく、無視することを可能にする。本発明によれば、この手法が実行可能となるために、使用するRLSアルゴリズムがフィルタ係数を明示的に作成するタイプのものであることが必要であることが見出されている。これは、本発明の前に知られているRLS格子アルゴリズムを使用しない。

【0169】

50

入力信号におけるいかなる自己回帰の性質も利用できるために、アルゴリズムが、高速ニュートン(FN)アルゴリズムに変換可能であることも、特に音響アプリケーションにおいて有利である。本発明がFN手法を使用した実施に適していることを示すことができる。

【0170】

本発明は、様々なアプリケーションにおける使用に適している。適応フィルタのためのそのようなアプリケーションは、S Haykinの「Adaptive Filter Theory: 適応フィルタ理論」第2版、Prentice-Hall、Englewood Cliffs、米国ニュージャージー州、1991年により与えられる。その1つは、システム識別である。ここで、要件は、現実のシステムを観察すること、および、その動作のコンピュータモデルを生成することである。モデルは、健康モニタリング、制御システムの開発、(例えば、部屋の音響特性を操作するための)歪み補償プロセッサを設計することなどの多くのことに使用することができる。システム識別は、システムの入力および出力をモニタすること、および、これらの信号をデジタルの電子的形態の入力データとして、コンピュータシステムで実施される適応フィルタに送ることによって達成される。厳密には必要でないが、システムのいくつかの他のパラメータ化より、むしろフィルタの重みを有することは、それらは解釈および操作するのがより容易であるため、通常望ましいと考えられる。

【0171】

適応フィルタは、通信チャンネル等化にも適用可能である。近代的なデジタル通信システムにおいて、速いデータ速度は、しばしば、要件となる。ここで「速い」とは、使用している通信チャンネルの最大データ速度との関係で「速い」ことを意味する。システム内の個々のデータビットは、通信チャンネルの特性のために、それらの信号波形が重なるほどともに近接して送られることがある。これは、情報を正確に回復させるためのシステム内の受信器の能力に悪影響を及ぼす。標準的手法は、チャンネルを「等化」することである。これは、チャンネル等化フィルタ(適応フィルタ)または(Viterbiアルゴリズムを使用して通常実施される)最大尤度シーケンス評価のいずれかを介して行うことができる。このような等化は、例えば、GSM移動電話システム、ケーブルネットワークを介したデジタルTV送信、および、電話回線用データモデムにおいて必要である。

【0172】

最も効果的な等化フィルタ構造の1つは、「決定フィードバックイコライザ」である。これは、通信チャンネルの影響を打ち消すために、(正しいと仮定される)以前の復号化決定を使用する。これは、フィルタの重みのためのいかなる更新メカニズムからも独立に受け取った信号をフィルタリングするための能力を要求する。フィルタの他のいくつかのパラメータ化より、むしろフィルタの重みを得ることは、この課題の実施をさらに容易にする。

【0173】

最大尤度シーケンス評価は通信チャンネルを等化する非常に強力な手段であり、GSM移動電話システムに使用されている。チャンネル等化フィルタリングとは異なり、これは、通信チャンネル内の送信された情報信号を直接評価することによって動作する。これを達成するために、チャンネルによって導入された歪みの評価が要求され、適応フィルタによって提供することができる(上記のシステム識別と比較)。再び、あまり直接的でない手法とは逆に、フィルタの重みに関して直接に通信チャンネルをモデル化することが望ましい。

【0174】

例えば、電話回線用データモデムなどのいくつかのアプリケーションにおいて、適切な等化フィルタはあらかじめ知られていず、そのため、適応フィルタによって決定されなければならないが、それが知られたなら、それは、時間とともにほとんど変化しない。ここで、フィルタの重みを継続的に更新することにほとんど問題は無い。最も単純な代案は、フィルタの重みの計算が要求される時にのみ行われるように、(時々「オフライン処理」と

10

20

30

40

50

呼ばれる)フィルタの重みの計算からフィルタリングを分離することである。フィルタリングと異なり、フィルタの重みの計算がデータ速度に対処する必要がない時、これは高速データにさらに利点を与える。再び、他のいくつかのフィルタのパラメータ化より、むしろフィルタの重み自体を得ることが、この手法の実施をより容易にする。

【0175】

前述の知られていないが変化しない場合とは逆に、例えば、高周波無線通信などのいくつかの状況では、通信チャンネル特性は時間とともに変化することがあり、等化フィルタの重みの継続的更新を要求する。これは、2つの基本的な方法、再帰性またはブロック適応フィルタのいずれかの使用によって達成できる。再帰性適応フィルタは、新しいデータが到着するごとにフィルタの重みを継続的に更新する。ブロック適応フィルタは、データをブロックに区切り、各ブロックを他のブロックから独立して処理する。再帰性適応フィルタは、何百万ものデータサンプルを処理するために要求されることがあり、したがって、適応フィルタは、コンピュータ計算回路で実施された時でさえ、正しく振る舞うことは重要である。各データブロックが一時に処理される限られた量のデータのみを表すため、ブロック適応フィルタはこの問題にあまり影響されない。しかし、ブロック適応フィルタは、データのブロックに対する余分の記憶要件、および、結果として得られる処理されたデータのブロックの滑らかな「結合」に対する必要性などのいくつかの短所を有する。

10

【0176】

制約のある適応フィルタは知られている。それらは、最小分散スペクトル解析、および、アンテナアレーからのデータを処理するためなどの様々なアプリケーションを有する。ここで、適応フィルタは、特定の周波数におけるゼロ応答などのフィルタの重みに関する制約に従う信号を最小化することが要求される。このような適応フィルタは、カルマンゲインベクトルを使用して効果的に更新することができる。したがって、本明細書に説明する本発明の関連部分は、制約のある適応フィルタに使用することができる。

20

【0177】

図1以降を参照して説明した本発明の実施例において、適応フィルタは、RLS格子アルゴリズム12、補間残差計算14、正規化16、および、重み更新18の4つのブロックから構成されると示されている。ブロック12~18の非常に詳細な例は、これまでに述べた本発明の実施形態において述べた。しかし、述べた実施形態の利点を有する、ブロック12~18が実施できる多くの異なった方法があることは、フィルタリングの当業者に明らかである。

30

【0178】

本明細書に述べた実施形態は、カルマンゲインベクトル自体を導出し、計算上の不正確さ、すなわち、四捨五入エラーを無視している。もしカルマンゲインベクトルが、代替となる様々なゲインベクトルの1つによって提供される、カルマンゲインベクトルに対する近似によって置き換えられるなら、適応フィルタが(恐らく、性能が低減して)実現可能であることは知られている。例えば、上記に述べた高速ニュートンアルゴリズムに関する文献を参照。これらの代替ゲインベクトルの長所は、それらが、カルマンゲインベクトルより少ない演算で計算できることである。

40

【0179】

本発明の実施例において、補間残差を生成する第1のステップは、再帰性LS格子(RLS)アルゴリズムを介して最小二乗(LS)予測残差を生成することである。RLSアルゴリズムは、予測残差を生成するいかなる他の方法によっても置き換えられる。LS予測残差を生成するために使用できる他のアルゴリズムは、従来のRLSアルゴリズム、高速横断フィルタ(FTF)アルゴリズム、または、QR-RLSアルゴリズムなどのRLSアルゴリズムである。

【0180】

最小平均二乗(LMS)アルゴリズム、傾斜適応格子(GAL)アルゴリズム、クランプLSLアルゴリズム、または、高速ニュートン横断フィルタ(FNTF)アルゴリズムなどの非RLSアルゴリズムも使用できる。この場合、残差(の少なくともいくつか)は、

50

近似的 RLS 予測残差である。非 RLS アルゴリズムの使用は、カルマンゲインベクトルと同一でないゲインベクトルに導く。

【0181】

予測残差は、図1の14における補間残差計算への唯一の入力である必要はない。補間残差計算14の基礎は、反復が補間残差の次数、すなわち、それらの p および f の下付き文字を増加することである。予測残差は、 $p = 0$ または $f = 0$ に対応し、そのため、可能な開始変数である。明らかに、変数のいかなる適切な集合からでも開始することができる。例えば、 $p = 1$ の補間残差の集合、および、 $f = 1$ の残差の集合は、任意の手段により計算（または、近似）することができ、したがって、これらは非正規化カルマンゲインベクトルを構成する所望の補間残差を生成するために使用できる。例えば、J. T. Yuan の「QR decomposition based least squares lattice interpolators: QR分解に基づく最小二乗格子補間」、IEEE Trans SP、2000年1月、第48巻(1)、70~79頁によって与えられる再帰性補間アルゴリズムを使用することができる。

10

【0182】

式(24)および(25)の適切な数学的操作によって、補間残差の次数、すなわち、それらの p および f の下付き文字を減少させる反復による補間残差の計算を予想することも可能である。このため、非正規化カルマンゲインベクトルを構成する残差は、開始変数として、他の多くの残差から得ることができる。特に、図1の段14の分割征服構造を、非正規化カルマンゲインベクトルの最初の成分から最後の成分に「蛇行」(図5を参照)する処理段の連鎖で置き換えることが可能である。これらの両極端の間で生成された残差の集合は、非正規化カルマンゲインベクトルの他の全ての成分に対応する残差を含むことができる。この方法は、好ましい実施形態に使用される分割征服処理より少ない演算で済むが、同実施形態には使用されていない。なぜなら、これは、有限精度計算を使用して行われた時、劣った数値特性を有するからである。

20

【0183】

上述した分割征服手法以外にも、非正規化カルマンゲインベクトルを生成するために、いくつかの選択肢がある。例えば、同じベクトルが後方予測残差から開始する式(42)から計算できる。これは、分割征服法の $O(N \log_2 N)$ 個の演算に対して $O(N^2)$ 個の演算を要求する。補間残差は、様々な経路を介して、低い指数を持つ補間残差から基本的反復(その際、補間残差の次数(p および f 下付き文字)が1だけ増加される)を使用して計算することができる。もしRLS反復が使用されるなら、取られた経路に関係なく、結果は実質的に同じである。

30

【0184】

したがって、非正規化カルマンゲインベクトルを生成するために行うことができる反復の多くの潜在的な集合がある。さらに、非正規化カルマンゲインベクトルの代わりに生成することができる他の全範囲のベクトルがある。カルマンゲインベクトルは、RLSアルゴリズムにおけるフィルタの重みを更新するために使用されるベクトルである。カルマンゲインベクトル以外にも、フィルタの重みを更新するために使用できる多くの他のゲインベクトルがある。カルマンゲインベクトルに近いゲインベクトルを備えたアルゴリズムは、RLSアルゴリズムと同様に機能することを期待されている。

40

【0185】

カルマンゲインベクトルに対する近似は、例えば、コンピュータ処理に関してより安価な反復によって、補間次数を増加させるいくつか(または、全て)の反復を置き換えることによって生成できる。例えば、反復は、そのLMS等価物、または、いかなる他の近似によって置き換えることができる。いくつかの場合、コンピュータ処理は、単なる時間遅延または全く何もないところまで削減できる(これは、上述の「高速ニュートン」アルゴリズムの背景にある同じ基本思想に基づくことに注意が必要である。)。これは、高い次数の補間残差が低い次数の補間残差と等しいという近似を行うことと同等である。

【0186】

50

再び図5を参照すると、第2の可能性は、対角線56a / 56b上の補間残差を計算しようと試みるより、むしろ、代わりに、カルマンゲインベクトルの左下の成分から開始する水平線80を形成する残差を使用することができるということである。これは、 $f = 0, \dots, N - 1$ である成分 $N - 1, f(t - f)$ から構成されるベクトルに対応する。

【0187】

例において、非正規化カルマンゲインベクトルは、ベクトルの各成分をその累乗によって除算することによって正規化される。非正規化カルマンゲインベクトルの成分である各残差の累乗は、式(10)を介して計算される。この量は、例えば、単に演繹的残差あるいは帰納的残差から、または、多くの他の手段を介して近似することができる。代案となる正規化係数は、アルゴリズムの収斂特性を変化させるために使用できる。例えば、より大きな正規化係数を選定することは、収斂を緩慢にするが、これは、フィルタの重みが、一度収斂すれば、その理想的な値に近づくことを可能にする。

【0188】

前述の例は、式(5)によって定義されるカルマンゲインベクトルに基づいている。従来技術において、いわゆる「複式カルマンゲインベクトル」を使用するRLSアルゴリズムは知られている。これは、帰納的残差より、むしろ正規化された演繹的補間残差に基づく、カルマンゲインベクトルの縮小版である。これは、わずかに修正された重み更新公式を要求するが、これはRLSアルゴリズムでもある。複式カルマンゲインベクトルに対する(上述したような)近似も、使用することができる。

【0189】

上記に詳細に説明したように、本発明によれば、カルマンゲインベクトルが、 $O(N \log_2 N)$ 適応フィルタに使用することができる正規化された補間残差の集合として導出できることが見出されている。しかし、カルマンゲインは、ユビキタス再帰性最小二乗(RLS)手順の1つの形態の不可欠な部分である。適応フィルタリングを使用する雑音消去および通信チャンネル等化などのアプリケーションは別として、フィルタリング手順(および、近似的な代案)は、適応ビームフォーミングに使用することができる。これは、広帯域ビームフォーマとして知られているソナーのアプリケーションに使用されることがある多チャンネル適応フィルタを構築するためにも使用できる。カルマンゲインベクトルを構成する残差は、処理されているデータが時系列の形である場合のみ、最近の従来技術において「補間残差」と従来呼ばれている。もしデータが、例えば、空間的に分布したセンサの集合から取られるなら、対応する残差は、例え、基本的な信号処理手法が未だに有効であっても、許容される一般的な描写的名称を持たない。本発明の目的のために、表現「補間残差」は、制限なくいかなる次元、すなわち、時間または空間またはいかなる他の次元にもわたって分布したデータ成分のシーケンスからの補間によって得られた残差を指すものと理解されるべきである。

【0190】

全ての実際状況について未だに検証されてはいないが、理論的考察から、フィルタパラメータが式(3)を使用して更新される場合では、補間残差を介してカルマンゲインベクトルを計算することは、同様のコンピュータ処理上の要件を持つ従来の手法より数値的に堅牢であると信じられている。

【0191】

前述の例は実数値のデータを使用した。本発明は、デジタル通信またはレーダシステムに使用されるデータの同相直角位相(In-phase and Quadrature)チャンネルなどの複素数値のデータにも適用することができる。

【0192】

$O(N \log_2 N)$ 演算の分割征服手法を使用してカルマンゲインベクトルを得ることが好ましいが、得られる演算の数の増加が許容できるなら、上記に説明した $O(N^2)$ 法の1つなどの補間残差を得るためのいくつかの他の方法を使用することは全く可能である。後者は、それでも長所を有する。なぜなら、上記に示したように、優れた理論的理由のために、これが、代案となる手法より数値的に堅牢である可能性が高いからである。

10

20

30

40

50

【図面の簡単な説明】

【図1】 本発明の適応フィルタのブロック図である。

【図2】 図1に示す再帰性最小二乗格子アルゴリズムの4つの連続する段を示す図である。

【図3】 指数の単位の相対的变化による第1の補間残差の第2の補間残差への変換を示す図である。

【図4】 指数の単位の相対的变化による第1の補間残差の第2の補間残差への変換を示す図である。

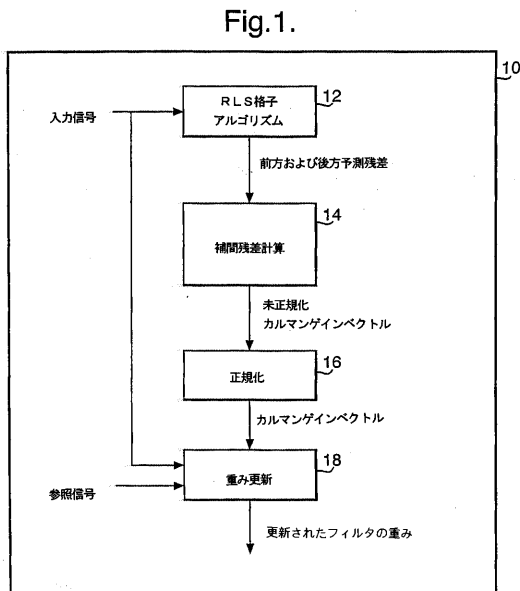
【図5】 本発明のフィルタにおけるコンピュータ処理の負荷を低減するための「分割征服」手法を示す図である。

【図6】 本発明のフィルタにおけるコンピュータ処理の負荷を低減するための「分割征服」手法を示す図である。

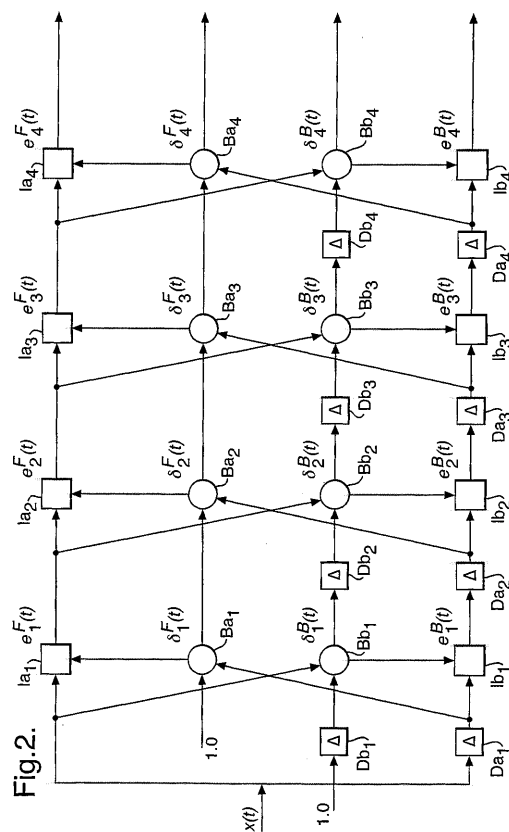
【図7】 本発明のフィルタにおけるコンピュータ処理の負荷を低減するための「分割征服」手法を示す図である。

【図8】 ハードウェアに関する本発明の重み更新を示す図である。

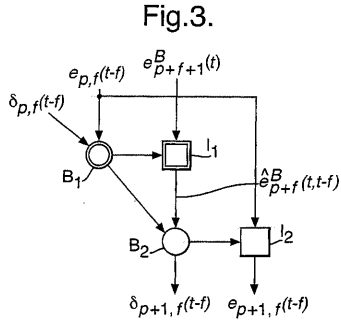
【図1】



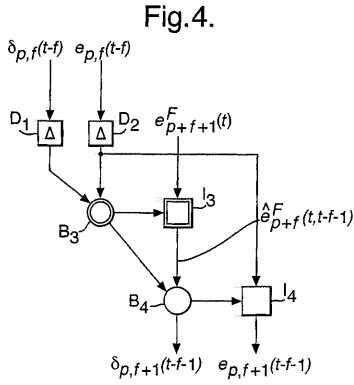
【図2】



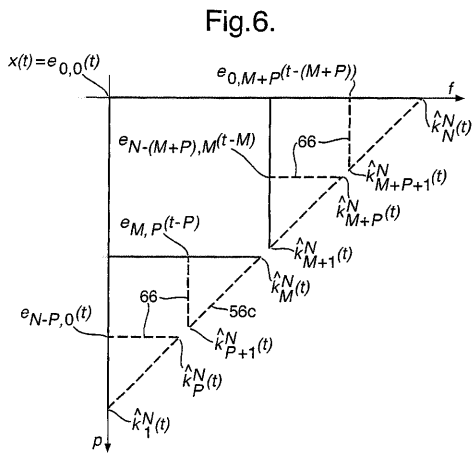
【 図 3 】



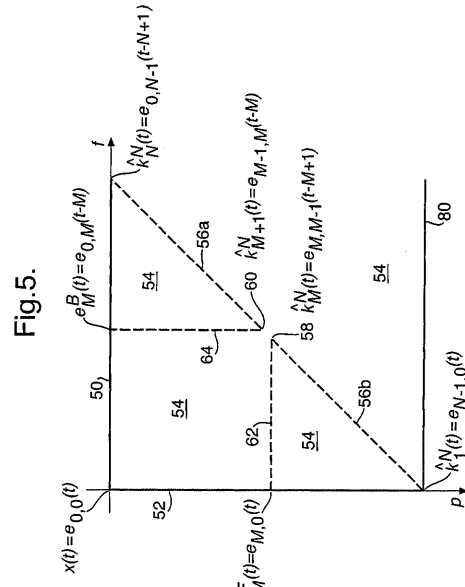
【 図 4 】



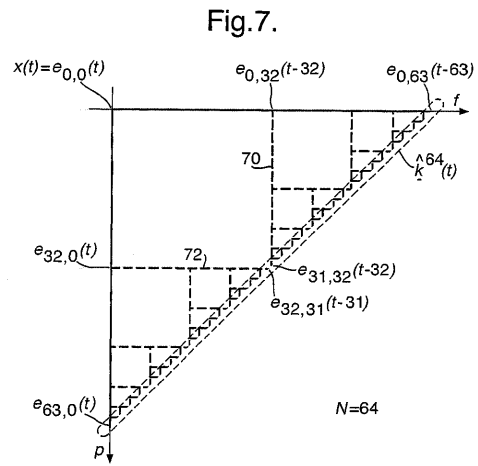
【 図 6 】



【 図 5 】

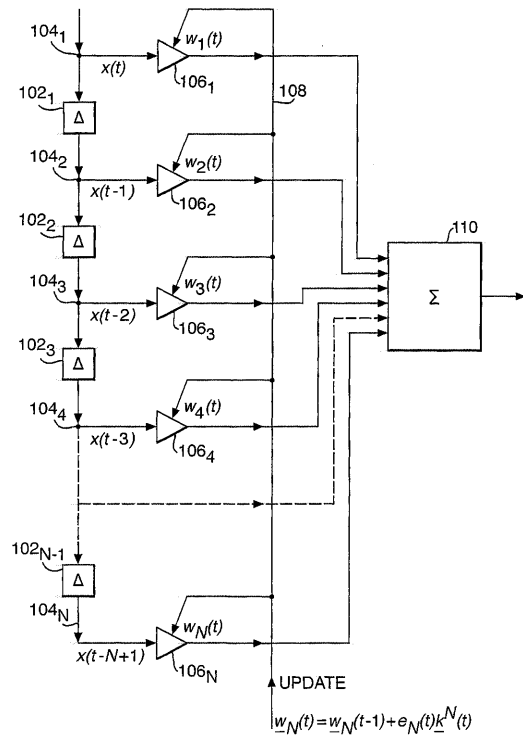


【 図 7 】



【 図 8 】

Fig.8.



フロントページの続き

(72)発明者 スキッドモア, イアン・デイビッド
イギリス国、ウスターシャー・ダブリュ・アール・14・3・ピー・エス、モールバーン、セント
・アンドリュース・ロード、キネテイツク・モールバーン

(72)発明者 プラウドラー, イアン・ケース
イギリス国、ウスターシャー・ダブリュ・アール・14・3・ピー・エス、モールバーン、セント
・アンドリュース・ロード、キネテイツク・モールバーン

審査官 木林 知子

(56)参考文献 特開平11-175510(JP, A)

(58)調査した分野(Int.Cl., DB名)

H03H 21/00

G01S 3/805

G01S 7/02

G01S 7/523