

1 はじめに

アナログフィルタはスイッチトキャパシタ回路や A-D 変換器の前置フィルタや、アナログ信号に対する簡単な信号処理回路で現在も必要とされており、電子機器の小型化に伴いモノリシック IC 化が重要となっている。モノリシック IC フィルタの実現方法には OTA やスイッチトキャパシタを用いた積分器、微分器のみを用いる方法がある。しかし、回路構成によっては積分器や微分器のみでは困難であり、様々な特性が実現できるようなモノリシック IC フィルタの実現には至っていない。

そこで様々な特性が実現可能なモノリシック IC フィルタの実現方法として Wave Active Filter が考えられる。Wave Active Filter は LC フィルタの Wave 量をシミュレートしたフィルタである [1]。原型素子の Wave 量の実現する回路はウェーブユニットと呼ばれ、このウェーブユニットは時定数のみで特性が決定でき、各原型素子が同一のウェーブユニットを用いて実現可能である。よって、ウェーブユニットの接続方法の変更のみで低域通過型だけでなく、高域通過型や帯域通過型などの実現も可能である [2]。しかし、有極低域通過型フィルタを実現した場合、アクティブ素子の周波数特性の影響で阻止域で振幅特性が大きく劣化してしまう問題がある [3]。

そこで本研究では、どのような回路構成をウェーブ回路で実現すると振幅特性が劣化するか検討し、検討結果から新たなウェーブユニットを提案する事で振幅特性が劣化する構成の一例である有極低域通過型フィルタを実現する。

2 Wave Active Filter

2.1 概要

Wave Active Filter は LC フィルタを 入射波 A_i と 反射波 B_i の Wave 量でシミュレートしたフィルタである。 A_i, B_i の関係は S-パラメータを用いて式 (1) で表せる。

$$B_1 = s_{11}A_1 + s_{12}A_2 \quad (1a)$$

$$B_2 = s_{21}A_1 + s_{22}A_2 \quad (1b)$$

Wave Active Filter はこの S-パラメータを回路で実現したものである。各原型素子は同一の回路で実現でき、この回路をウェーブユニットと呼び時定数のみで特性が決定できる。Wave Active Filter はこのウェーブユニットを接続することで構成される。

2.2 有極低域通過型の問題

ウェーブユニットを接続することで有極低域通過型フィルタを実現した場合、阻止域でピークが生じ振幅特性が劣化してしまう問題がある。

ウェーブユニットのアクティブ回路の遮断周波数を ω_c として 1 次近似し、その他の要素については全て理想とするとウェーブユニットの伝達関数は式 (2) となる。

$$B_1 = \frac{1}{1 + \frac{s}{\omega_c}} (s_{11}A_1 + s_{12}A_2) \quad (2a)$$

$$B_2 = \frac{1}{1 + \frac{s}{\omega_c}} (s_{21}A_1 + s_{22}A_2) \quad (2b)$$

式 (2) のウェーブユニットと理想的なインバータを用いて 3 次有極低域通過型を実現した場合の振幅特性のシミュレーション結果を図 1 に示す。

図 1 の様に阻止域においてピークが生じ振幅特性が劣化してしまう事が確認できる。この様にアクティブ回路の 1 次の遮断周波数のみの影響で有極低域通過型 Wave Active Filter は振幅特性が劣化してしまう。ウェーブユニットは

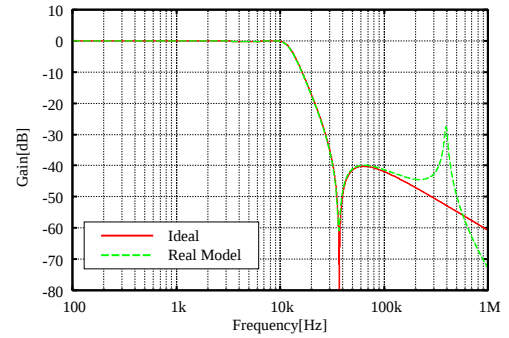


図 1: 3 次有極低域通過型の振幅特性

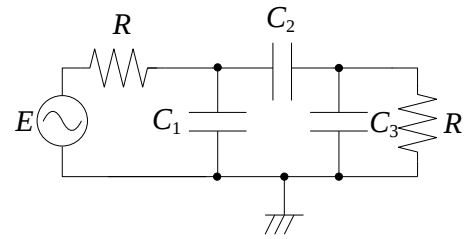


図 2: キャパシタの π 構成

アクティブ回路で構成されるため、この問題はウェーブユニットの構成には依存せず、原型素子を個別にウェーブユニットで実現し、それらを接続する方法をとる限り必ず生じてしまうと考えられる。

3 要因となる構成

どのような構成で振幅特性の劣化が生じるかを考える。そのために、低域通過型以外の有極高域通過型、帯域通過型、帯域除去型を構成し、PSpice シミュレーションを行った。その結果、帯域通過型では低域通過型と同様に高周波の阻止域でピークが生じ振幅特性が劣化した。しかし、高域通過型と帯域除去型については振幅特性の劣化はみられなかった。そこで、低域通過型と帯域通過型の共通点を考えたところ、原型回路中にキャパシタのループが存在する事がわかった。また、文献 [4] においても、次数を下げる回路構成が原因と考えられている。

そこで、図 2 のキャパシタの π 構成について検証を行った。図 2 の原型回路を式 (2) のウェーブユニットを用いて実現した構成について、PSpice シミュレーションを行った。結果を図 3 に示す。この構成についても有極低域通過型と同様にアクティブ回路の 1 次の遮断周波数の影響のみで、高周波の阻止域でピークが生じてしまう事が確認できる。また、伝達関数の観点からも文献 [3] で有極低域通過型の振幅特性が劣化する原因と指摘されていることと同様の事が生じている。以上から、有極低域通過型はキャパシタの π 構成を含む回路を個別のウェーブユニットを接続して構成しているため、振幅特性が劣化してしまうと考えられる。

4 提案ウェーブユニット

キャパシタの π 構成をウェーブユニットの接続で実現したため有極低域通過型は振幅特性が劣化してしまうと考えられる。よって、キャパシタの π 構成を一括で実現可能なウェーブユニットを考える。文献 [5] より、原型回路中の

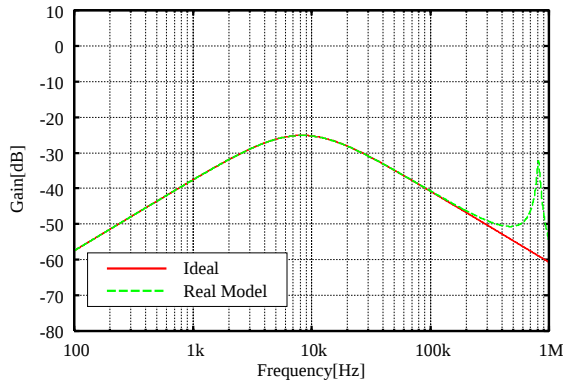


図 3: キャパシタの π 構成のシミュレーション結果

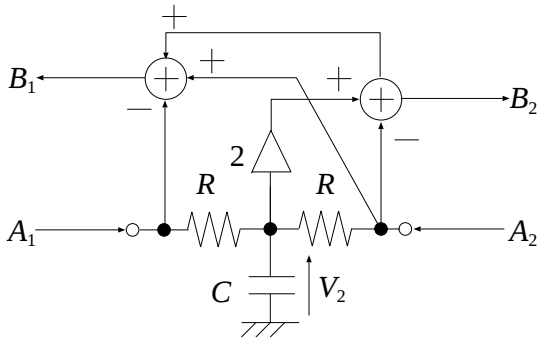


図 4: 提案するウェーブユニットの構成

電圧から Wave 量を生成する事で Series arm C を直接挿入できる構成がある．片方の反射波をこの構成で実現し，もう片方の反射波を加減算回路で構成する事を考える．原型素子が Shunt arm C の場合，キャパシタ C に加わる電圧を V_2 ，時定数を $\tau = RC/2$ とすると，Wave 量の関係は式 (3) となる．

$$B_1 = B_2 + A_2 - A_1 \quad (3a)$$

$$B_2 = 2V_2 - A_2 \quad (3b)$$

$$V_2 = \frac{1}{2} \frac{1}{1 + s\tau} (A_1 + A_2) \quad (3c)$$

式 (3) は原型回路中の電圧を生成する回路と加減算回路から構成され，図 4 で実現できる．

3 次有極低域通過型はこの回路を 3 つ接続し，1 つ目と 3 つ目のウェーブユニットのキャパシタ間に直接 Series arm C_2 を接続する事で構成できる．

5 実験

提案構成の有効性の確認のため，実回路による動作確認を行った．ウェーブユニットの構成には実現が容易なオペアンプ回路を用いた．実験を行った 3 次有極低域通過型 Wave Active Filter の回路を図 5 に示す．この回路を用い

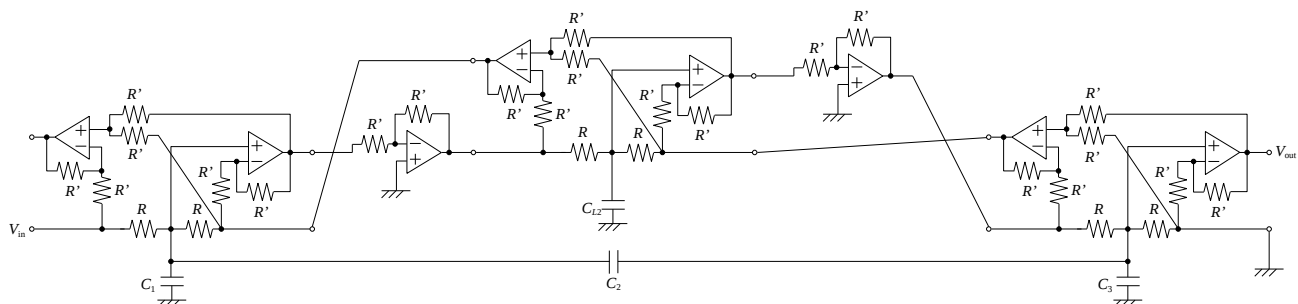


図 5: 提案する Wave Active Filter の回路

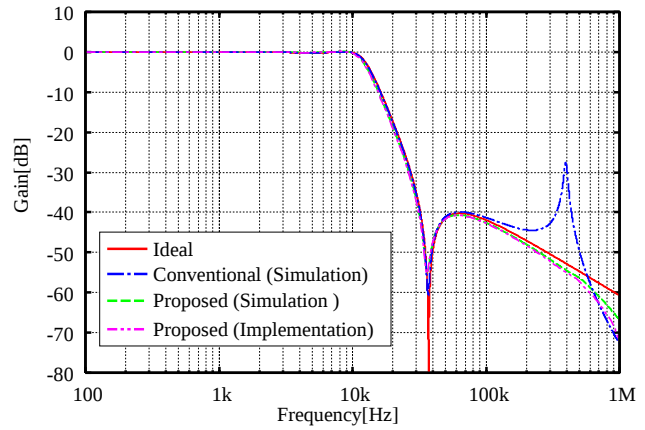


図 6: 実験結果

て，低域通過型 3 次連立 Chebyshev，遮断周波数 10kHz，通過域リップル 0.18[dB]，減衰保障量 -40 [dB] のフィルタを設計し，PSpice シミュレーション及び回路実装を行った．結果を図 6 に示す．オペアンプには Texas Instruments 社の $\mu A741$ を用いた．

従来の構成では出現していたピークが提案構成ではシミュレーション，実装共に生じていない事がわかり，提案構成の有効性の確認ができた．

6 むすび

本研究では，有極低域通過型 Wave Active Filter の振幅特性が劣化する問題の原因について検討を行った．その結果，キャパシタの π 構成をウェーブユニットを接続して実現することが振幅特性に大きく影響している事がわかった．そこで，キャパシタの π 構成を一括で実現可能な新たなウェーブユニットを提案し，その有効性を確認した．

今後の課題としてウェーブユニットのトランジスタレベルでの回路構成の検討や低域通過型以外の有極フィルタの検討などが挙げられる．

参考文献

- [1] H. Wupper and K. Meerkotter: " New Active Filter synthesis based on scattering parameters, "IEEE Trans. Circuits Syst., vol. 22, no. 7, pp. 594-602 (1975-7)
- [2] 守屋 貴裕 : " 共通回路による各種の Wave Active Filter に関する研究 "，名古屋工業大学卒業論文，2008．
- [3] 宇田 有希 : " 有極型 Wave Active Filter の非理想要素解析に関する研究 "，名古屋工業大学修士論文，2008．
- [4] A. Nishihara and N. Nagano, " High-frequency Monolithic Wave Active Filters, "in Proc,Inst. Symp. Circuits Systems, 1991, pp. 1749-1752.
- [5] G. Souliotis and N. Fragoulis: " Differential current-mode tunable wave active filters based on single-ended wave port terminators, " IEEE Trans. Circuits Syst. I, vol. 53, No. 4, pp. 821-828 (2006-4)

平成 22 年度 修士論文概要		
FPAA 上に実装した $\Delta\Sigma$ 変調器の 性能評価に関する研究	桜井・平野研究室	天野 寛之
	No. 21417508	Amano Hiroyuki

1 はじめに

パソコンや携帯電話などの急速な普及に伴い、デジタル信号を扱う機会が多くなっている。しかし、映像や音声、光などの信号はアナログ信号であるのでデジタル機器で扱うためにはアナログ信号をデジタル信号に変換する A-D 変換器が不可欠である。デジタル信号処理技術の発展に伴い、変換特性が線形な高分解能 A-D 変換器を低価格で実現することや、モノリシック IC 上に実現可能であるなどの要求が高まっている [1]。

そこで高分解能が低コストで実現可能な $\Delta\Sigma$ 変調器が目される。現在、高精度で IC 化可能な A-D 変換器において $\Delta\Sigma$ 変調器は主要なものとなっており、音声帯域を対象としたオーディオ等に広く用いられている。また、医療やセンサなどの測定機器、無線通信システムなどの分野で応用が期待されている。

従来法の A-D 変換器の性能評価は主に分解能によって表される。 $\Delta\Sigma$ 変調器の場合、その出力は高速な 1 ビット信号列（または低ビット信号列）であり、単一周波数の正弦波を入力し出力 1 ビット列に含まれる信号成分と帯域内雑音成分の比 (SNR) を算出し、ここから有効分解能 (ENOB; Effective Number of Bit) を求めることで一般的には性能評価が行われている。しかしながら、帯域内雑音成分は周波数に対して一様ではないため入力信号の周波数によっては ENOB 以上の情報量を持っていると考えられる。したがって、 SNR から求められた ENOB だけでは $\Delta\Sigma$ 変調器の性能評価として不十分なのではないかと疑問が残る。

そこで本研究では入力信号を単一周波数の正弦波に限定し、変調器の性能評価としてダイナミックレンジ (DR) による評価を SNR による評価と合わせて行う手法を検討する。

2 システムの構成

DR は識別可能な信号の最大値と最小値の比であるので、 $\Delta\Sigma$ 変調器において入力信号が認識できる最小値と最大値を確認することを考える。 $\Delta\Sigma$ 変調器はノイズシェーピング特性を持ち、高周波に量子化雑音を集中させることができる。信号帯域内の周波数の正弦波はデジタルフィルタを通して保存されるため、フィルタをかけてデシメーションをすることで入力信号の正弦波を得ることができる。

そこで図 1 に示すようなシステムの構成で検討を行う。 $\Delta\Sigma$ 変調器の出力に 64 タップ移動平均フィルタを 3 段通し、デシメーションを行った後さらに 8 タップ移動平均フィルタを通し、時間波形およびスペクトルを観測する。入力信号を変えて識別できる信号の最小値、最大値を確認し、 DR について検討する。また、 SNR との関連や雑音のレベルに対してどの程度の入力信号まで認識できるかなどの検討を行う。検討は C 言語によるシミュレーションと実装とで行う。実装は $\Delta\Sigma$ 変調器に FPAA(Field Programmable Analog Array) を、デジタルフィルタに FPGA(Field Programmable Gate Array) を用いて行う。

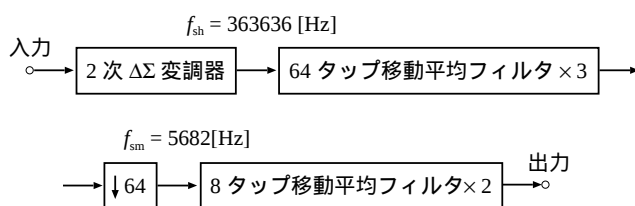


図 1: システムの構成

3 シミュレーションによる検討

図 1 のシステム構成において C 言語によるシミュレーションを行った。測定条件を表 1 に、入力信号が認識できる最小値と判断した $3\mu V$ の時の測定結果の時間波形およびスペクトルを図 2、図 3 に示す。また、入力信号の最小値と最大値の時の SNR および信号成分の最大値を表 2 に示す。ここで入力信号の最大値はシミュレーションが動作することのできる最大振幅 1V とした。表 2 より、 $3\mu V$ と 1V の時の信号成分の最大値の差から DR は 110.46dB と求めることができる。シミュレーションにおける最大振幅の時の SNR は 64.10dB であった。したがって、 DR ではおよそ 18 ビットの精度、 SNR ではおよそ 10 ビットの精度となる。また、入力信号を認識できる最小値の時の雑音のレベルと信号のスペクトルの差は図 3 よりおよそ 10 dB であった。したがって、ノイズフロアと信号の差が 10 dB 程度で信号は雑音に埋もれてしまい認識できなくなる。また、表 2 より、 SNR では 4 dB 程度になると入力信号が雑音に埋もれて認識できなくなる。

表 1: 測定条件

入力信号周波数 f_{in} [Hz]	60
サンプリング周波数 f_{sh} [Hz]	363636
信号帯域 f_b [Hz]	480
ステップサイズ Δ [V]	1
FFT 点数	131072
窓関数	7 次ブラックマン・ハリス
OSR	512

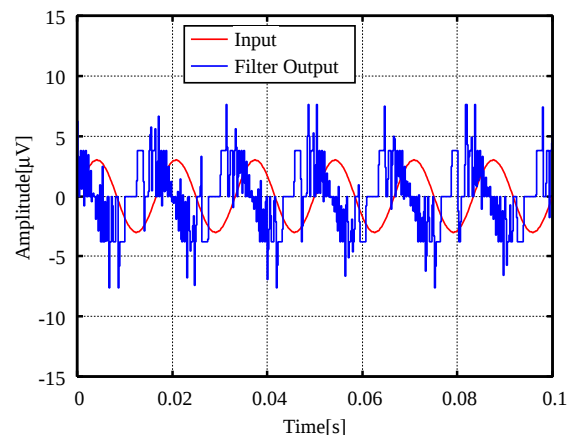


図 2: シミュレーションの時間波形

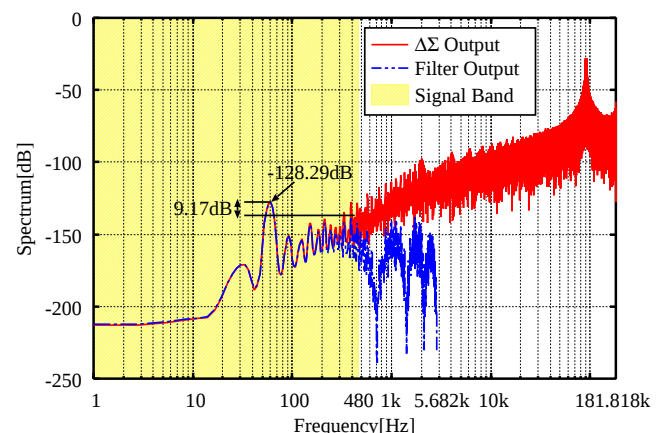


図 3: シミュレーションのスペクトル

参考文献

- [1] 湯川 彰：「オーバサンプリング A-D 変換技術」，日経 BP 社，1990．

表 2: SNR および信号成分の最大値（シミュレーション）

入力信号振幅 [V]	SNR	信号成分の最大値 [dB]
3μ (min)	4.35	-128.29
1 (max)	64.10	-17.83

4 実装による検討

図 1 のシステム構成において FPAA および FPGA を用いて実装を行った．測定条件はシミュレーションと同じである．入力信号が認識できる最小値と判断した測定結果の時間波形およびスペクトルを図 4，図 5 に示す．また，入力信号の最小値と最大値の時の SNR および信号成分の最大値を表 3 に示す．ここで入力信号の最大値は FPAA に入力できる最大振幅 1.5V とした．表 3 より 0.1mV と 1.5V の時の信号成分の最大値の差から DR は 82.23dB と求めることができる．実装における最大振幅の時の SNR は 47.01dB であった．したがって，DR ではおよそ 13 ビットの精度，SNR はおよそ 8 ビットの精度となる．また，入力信号を認識できる最小値の時の雑音のレベルと信号のスペクトルの差は図 5 よりおよそ 14 dB であった．したがって，ノイズフロアと信号の差が 14 dB 程度で信号は雑音に埋もれてしまい認識できなくなる．また，表 3 より，SNR では 6 dB 程度になると入力信号が雑音に埋もれて認識できなくなる．

5 逐次比較型との比較

実装結果と逐次比較型において時間波形について比較を行う．実装において入力信号を認識できる最小値は 0.1mV としたのでフルスケール振幅は $2A = 0.2\text{mV}$ となる．したがって逐次比較型の最小ビット数は

$$\frac{2A_{\max}}{2^n} \leq 2A \quad (1)$$

より $n = 14$ が得られる．そこで 14 ビット，15 ビットの逐次比較型と実装の時間波形とを比較検討する．実装の結果と 14 ビット，15 ビットの逐次比較型の時間波形を図 6 に示す．図 6 より 15 ビットの場合逐次比較型の時間波形はある程度正弦波に追従しており， $\Delta\Sigma$ 変調器と比べてどちらが精度がよいとは言えない．しかし，14 ビットの場合逐次比較型の時間波形は 1LSB 変化するのみであり入力正弦波に追従できていない． $\Delta\Sigma$ 変調器の時間波形は正弦波が認識できる程度であるので 14 ビットの逐次比較型に比べ精度が得られていることが確認できる．

6 むすび

本研究では入力信号を単一周波数の正弦波に限定し，変調器の性能評価としてダイナミックレンジ (DR) による評価を SNR による評価と合わせて行う手法を検討した．検討を行ったシステムにおいてデジタルフィルタを通した後の時間波形を確認することでシミュレーションにおいて SNR は約 10 ビットの精度であったが，DR は約 18 ビットの精度が得られた．また実装において SNR は約 8 ビットの精度であったが DR は約 13 ビットの精度が得られることを確認した．また，入力信号を認識できる最小値の時の SNR から，SNR が 5 dB 程度まで小さくなると入力信号が雑音に埋もれて認識できなくなることを確認した．さらに，入力信号を認識できる最小値の時のスペクトルから，入力正弦波を認識するためにはノイズフロアと信号の差が 10 dB 程度以上必要となることを確認した．また，実装結果と逐次比較型との比較から， $\Delta\Sigma$ 変調器は 14 ビット逐次比較型に比べ精度が得られていることが確認できた．

今後の課題としては，単一周波数の正弦波だけでなく広い帯域を持った信号に対しての検討，デシメーションフィルタや $\Delta\Sigma$ 変調器のスペックを変えての評価やノイズフロアの低減による精度の向上などがあげられる．

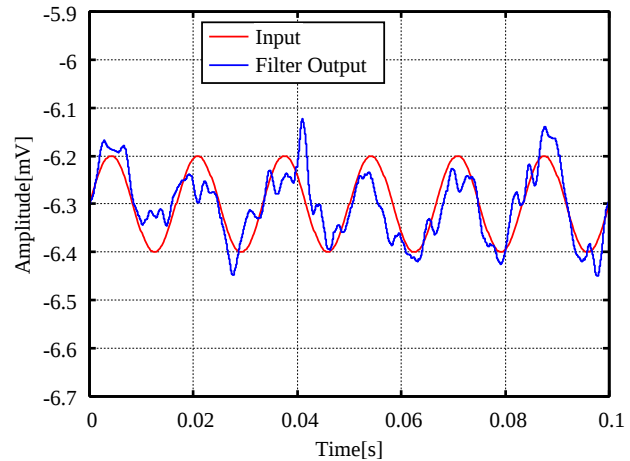


図 4: 実装結果の時間波形

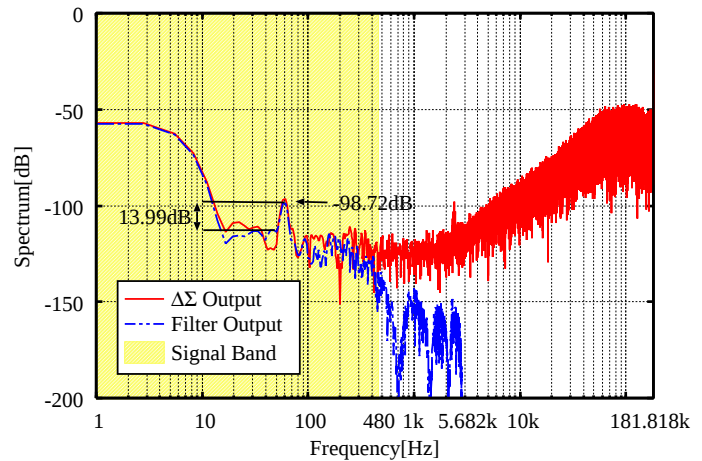


図 5: 実装のスペクトル

表 3: SNR および信号成分の最大値（実装）

入力信号振幅 [V]	SNR	信号成分の最大値 [dB]
0.1m (min)	6.28	-98.72
1.5 (max)	18.34	-16.49

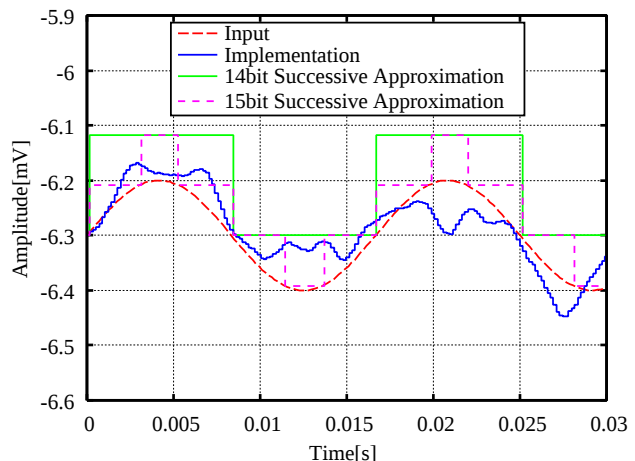


図 6: 逐次比較型との比較

1 はじめに

不要な音響雑音を効果的に減衰させる為の技術として、適応ノイズキャンセラが存在する [1]。適応ノイズキャンセラは、FIR デジタルフィルタと、適応アルゴリズムの二つから構成される適応型フィルタにより実現される。FIR デジタルフィルタは、雑音信号の伝搬特性をそのフィルタ係数により実現する。適応アルゴリズムは、その伝搬特性を推定し、繰り返し演算によりフィルタの係数を近似・収束させる役割を持ち、ノイズキャンセラの中核を担っている。よって近年、適応ノイズキャンセラの性能向上の為に、適応アルゴリズムの代表格である RLS アルゴリズムや LMS アルゴリズムに対する研究が行われている。

上記の適応アルゴリズムには、それぞれ欠点が存在する。RLS アルゴリズムは、フィルタ係数の近似が正確且つ高速である優秀な収束特性を持っている。しかし、膨大な演算量を必要とする為、実装の際にはプロセッサの性能によるフィルタ係数の制限を大きく受けてしまう。それに対し、LMS アルゴリズムは、演算量が少なく構造が簡単であるので実装が容易である利点を持つが、収束特性は RLS アルゴリズムに比べて大きく劣っている。更にその収束特性は、設定パラメータであるステップサイズ α によって変化し、 α を適切な値に設定しなければ収束せずに発散してしまう。先行研究ではステップサイズ α を予備実験や過去の経験から決定していた。しかし、適切な α の値は雑音信号の大きさや周波数特性によって変化してしまうので、雑音ごとに予備実験などによる適切な値の選定を必要とする。

そこで本研究では、LMS アルゴリズムに対し、ステップサイズ α を適切な値に自動設計する手順を加えた手法を提案する。提案法では、適切なステップサイズ α を得る為に必要な雑音信号の自己相関行列における最大固有値を、ヤコビ法を用いて算出する。本研究では提案法の有効性を、C 言語によるシミュレーションと DSP(Digital Signal Processor) による実装シミュレーションを行うことより示す。

2 適応ノイズキャンセラ

図 1 に基本的な適応ノイズキャンセラの構造を示す。この図では、雑音源から発生した雑音信号 $x(n)$ が、人の耳に届くまでの空間の伝搬特性 $w_N(n)$ により雑音信号 $d(n)$ に変化することを示している。この時 $w_N(n)$ を FIR デジタルフィルタのフィルタ係数 $h_N(n)$ で近似できると仮定し、適応型フィルタを設置する。適応型フィルタは、 $w_N(n)$ を推定することで推定雑音信号 $y(n)$ を出力する。そして適応ノイズキャンセラは $y(n)$ を $d(n)$ から減算することで耳で聞こえる雑音を減衰させる。この時、適応アルゴリズムは二つの雑音信号の誤差 $e(n)$ を用いて、フィルタ係数の更新を行い $h_N(n)$ を $w_N(n)$ へと段階的に近似する。

2.1 LMS アルゴリズム

LMS アルゴリズムでは、次のフィルタ係数の更新式により $h_N(n)$ を $w_N(n)$ に近似していく。

$$h_N(n+1) = h_N(n) + \alpha e(n) x_N(n) \quad (1)$$

この時 $x_N(n)$ は、 N 次のフィルタに対する入力雑音信号列を示す。この式により、 α の値によってフィルタ係数の更新幅が変化することが分かる。また、 α に対するフィルタ係数が発散せずに収束する為の収束条件が次の式 (2) で示される。

$$0 < \alpha < 2 / \sum_{n=1}^N \lambda_n \quad (2)$$

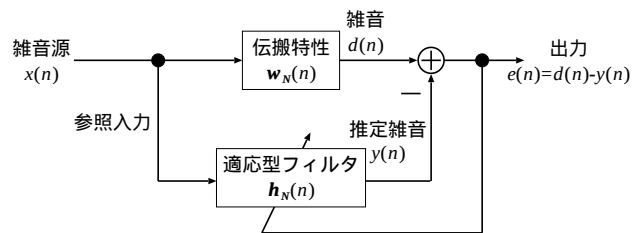


図 1: 基本的な適応ノイズキャンセラの仕組み

ここで、 λ_N は、 N 次の雑音信号列から得られる自己相関行列 $A(n) = E[x_N(n)x_N^T(n)]$ の最大固有値を示す。

2.2 ヤコビ法によるステップサイズ

本研究の提案法で自動設計を行うステップサイズを α_γ と定義する。 α_γ は、式 (2) で示されたステップサイズの収束条件の上限に、2 以上の自然数である補正值 γ を加えた式 (3) で定義する。

$$\alpha_\gamma = 2/\gamma \sum_{n=1}^N \lambda_n \quad (3)$$

この式から α_γ を得るには、自己相関行列 A の最大固有値を求める必要がある。本研究では、最大固有値の算出の為に、対称行列である A に対して効率良く計算が行えるヤコビ法を用いる [2]。

固有値とは $n \times n$ の行列 A に対して、式 (4) を満たす λ のことを言う。

$$Ax = \lambda x \quad (4)$$

ヤコビ法とは、固有値を求める行列に基本回転行列と呼ばれる行列を用いた変換を繰り返し施し、最終的に対角行列に変換する方法である。

n 次の自己相関行列 A に対し、その固有ベクトルを列とする行列を U 、固有値を対角上に並べた対角行列を Λ と表す。この時、固有値と固有ベクトルの定義から式 (5) が成り立ち、そこから式 (6) と変形できる。更に、 A が実対称行列の場合には、 U が直行行列となることから式 (6) は式 (7) のように表現できる。

$$AU = U\Lambda \quad (5)$$

$$U^{-1}AU = \Lambda \quad (6)$$

$$U^T AU = \Lambda \quad (7)$$

式 (7) は、実対称行列の固有値と固有ベクトルを求める為には、行列 A を対角化する直交行列 U を求めれば良いことを意味する。

ヤコビ法では、行列 A の非対角要素の中で絶対値が最大のものに着目し、それを、0 にするような直交行列 U_1 を求め、式 (8) の直交変換を施す。

$$A_1 = U_1^T A U_1 \quad (8)$$

更に得られた行列 A_1 の非対角要素の最大ものを 0 にするような直交行列 U_2 を求め、同様に直交変換 (式 (9)) を施す。

$$A_2 = U_2^T A_1 U_2 \quad (9)$$

同様な手続きを $m(A$ の非対角要素数の半分) 回繰り返し、全ての非対角要素が 0 になった場合、式 (10) ~ 式 (12) によって固有値、固有ベクトルを求めることができる。

その後, n 個ある固有値から絶対値が最大のものを選び, 式 (3) により α_γ の算出を行う.

$$\begin{aligned} A_m &= U_m^T A_{m-1} U_m \\ &= U_m^T (U_{m-1}^T A_{m-2} U_{m-1}) U_m \\ &= U_m^T U_{m-1}^T \cdots U_1^T A U_1 U_2 \cdots U_m \\ &= (U_1 U_2 \cdots U_m)^T A (U_1 U_2 \cdots U_m) \end{aligned} \quad (10)$$

$$\Lambda = A_m \quad (11)$$

$$U = U_1 U_2 \cdots U_m \quad (12)$$

本研究では以上の手順を LMS アルゴリズムの動作の初期に組み込むことで, フィルタ係数の収束に適したステップサイズ α_γ による LMS アルゴリズムでの推定を行う.

3 シミュレーション

提案法の有効を示す為, 表 1 の条件下で三種類のノイズキャンセルシミュレーションを行う.

1. 推定する通信路 $w_N(n)$ を Raised-Cosine 通信路とした C 言語シミュレーション
2. 1. の条件で雑音信号の振幅を 10 分の 1 にした C 言語シミュレーション
3. 推定する通信路 $w_N(n)$ を実際の空間とした TMS320 C6713 DSK による DSP 実装シミュレーション

シミュレーションで用いる適応アルゴリズムは提案法の他に, 比較対象として従来法の LMS 及び RLS アルゴリズムとする. 提案法で得られたステップサイズ α_γ を表 2 に示す. また, シミュレーション 1 と 2 の結果を, IRER (インパルス応答推定比) のグラフとして図 2 に示し, ノイズキャンセルによる雑音利得として表 3 に示す. IRER はフィルタ係数 $h_N(n)$ の雑音の伝搬特性 $w_N(n)$ に対する近似度を表し, 雑音利得はキャンセル前に比べキャンセル後の雑音がどれだけ小さくなるかを表す.

これらの結果から各手法を比較すると, フィルタ係数近似の立ち上がりの早さや雑音利得から示される収束特性は, RLS, 提案法, LMS の順番で優れていることが分かる. また, 図 2(a) と図 2(b) を比較して各アルゴリズムの収束特性の変化を見ると, 従来法は劣化しているのに対し, 提案法は全く劣化していないことが分かる.

また, DSP 実装シミュレーションの結果を示した表 4 では, 従来法に比べて提案法の雑音利得がかなり小さくなっているのが分かる.

4 むすび

本研究では, ヤコビ法を用いて LMS アルゴリズムにおけるフィルタ係数の収束に適切なステップサイズを自動設計する手法を提案した. C 言語シミュレーションから, 提案法によるステップサイズ α_γ により, 雑音信号の振幅に関わらず, 一定の収束特性を得る結果となった. また, DSP による実装シミュレーションでは, 提案法は従来法よりも良い雑音利得を得る結果となった. 今後の課題として, LMS 以外のアルゴリズムに提案法を適用することによる収束特性の改善が挙げられる.

参考文献

- [1] 辻井 重男: “適応信号処理”, 昭晃堂, 1995.
- [2] 河村 哲也: “線形代数と数値解析”, 朝倉書店, 2005.

表 1: シミュレーション条件

雑音信号源	精米機の動作音
サンプリング周波数	22050 Hz
提案法のフィルタ次数 N	50
提案法の補正値 γ	2
LMS のフィルタ次数 N	50
LMS のステップサイズ α	1.0×10^{-11}
RLS のフィルタ次数 N	23

表 2: 提案法によるステップサイズ α_γ

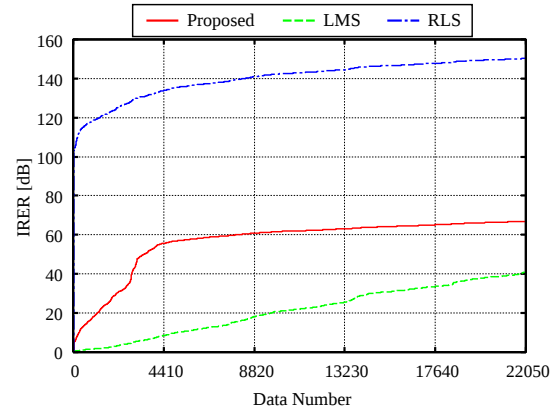
シミュレーション	ステップサイズ α_γ
1	1.429237×10^{-10}
2	1.432205×10^{-8}
3	8.767358×10^{-8}

表 3: C 言語シミュレーションの結果

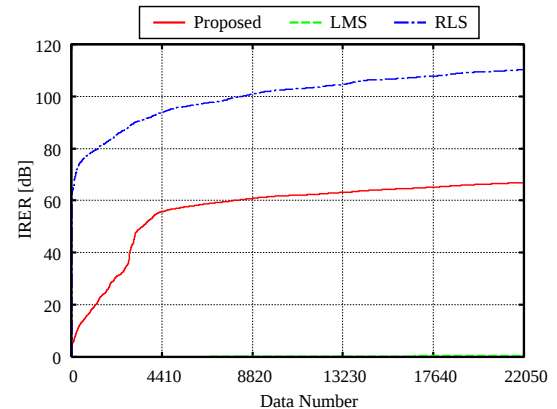
適応アルゴリズム	雑音利得 [dB]	
	シミュレーション 1	シミュレーション 2
提案法	-83.1	-83.1
LMS アルゴリズム	-78.8	-5.1
RLS アルゴリズム	-149.7	-109.6

表 4: DSP 実装シミュレーションの結果

適応アルゴリズム	雑音利得 [dB]
提案法	-37.3
LMS アルゴリズム	-7.63
RLS アルゴリズム	-4.25



(a) シミュレーション 1



(b) シミュレーション 2

図 2: シミュレーション結果 (IRER の推移図)

平成 22 年度 修士論文概要		
Total Variation 正則化を用いた 異常電磁波の検出	桜井・平野・後藤 研究室	渡辺 光俊
	No. 21417646	Watanabe Mitsutoshi

1 はじめに

日本は環太平洋造山帯に位置し、地殻活動が激しい地震大国である。そのため、地震に対して多くの対策が取られてきた。2007 年 10 月から始まった「緊急地震速報」は、初期微動である P 波を観測してから主要動である S 波が各地へ到達するまでに、地震が発生したことを知らせるシステムである。しかし、直下型地震であった岩手・宮城内陸地震では震源地近くの地域では速報が間に合わない問題があった。そのため、地震活動により発生すると考えられる微弱な電磁波放射を観測し、線形予測分析を用い処理することで地震を予測する研究が行われている [1][2]。しかし、環境電磁波には大域的な雑音として日変動、年変動成分が含まれており、これらの雑音成分が地震予測に影響を及ぼすことが問題となる。そこで本研究では、近年画像処理分野で注目されている Total Variation 正則化手法 [4] を用いた手法を提案する。環境電磁波に Total Variation 正則化手法を用いることで大域的な雑音成分を除去でき、予測精度の向上が期待される。

2 異常環境電磁波検出システム

本研究で扱う環境電磁波は、大域成分、局所成分、誤差成分から構成され、大域成分は日本全国で共通に現れる周期的な成分であり、日変動、年変動成分をもつ。局所成分は各観測地点に固有で現れる周期的な成分であり、誤差成分は地震の前兆信号を含む異常電磁波成分と他の雑音で構成される非周期的な成分である。地震活動が活発でない通常時には、環境電磁波に異常電磁波が含まれていないと考えられ、そのような観測データを使用して、大域成分と局所成分を作成する。

2.1 従来法

従来法の概略図を図 1 に示す。全国 24 箇所の観測波形を時間同期平均、ベクトル量子化したものを大域成分とし異常電磁波が含まれないことより、観測電磁波と大域成分の差分をとり、時間同期平均処理をしたものを局所成分とする。時間同期平均処理とは、各年の同時刻の値を合計し平均をとる処理である。また、本研究ではベクトル量子化手法として k -means アルゴリズムを用いる。次に、作成した大域成分と局所成分を足し合わせ、異常電磁波を含む環境電磁波との差分をとることで誤差成分を得る。最後に LPC 分析を用い、誤差成分より異常電磁波を検出する。LPC 分析とは、任意の時点の観測値をそれ以前の観測データの線形一次式で予測する手法である。 $x(n)$ を観測データ、 a_p を線形予測係数、 $\hat{x}(n)$ を予測される観測データとすると、それらの関係は式 (1) のように表現できる。

$$\hat{x}(n) = -a_1x(n-1) - \dots - a_px(n-p) \quad (1)$$

また、線形予測誤差を $e(n)$ とすると、

$$e(n) = x(n) - \hat{x}(n) \quad (2)$$

と表せ、自己回帰モデリングの自己相関法を使って線形予測誤差の二乗和を最小にするような線形予測係数を決定する。つまり、線形予測誤差 $e(n)$ は、相関が少ない異常データの箇所では大きな値となる。異常電磁波がある信号は通常時の信号との相関が少ないと考えられるため、線形予測誤差 $e(n)$ が大きくなることを用いて異常を検出することができる。

2.2 提案法

本研究で提案する異常検出システムの概略図を図 2 に示す。最初に、Total Variation 正則化手法を用いて観測成分をテクスチャ成分とスケルトン成分に分離する。Total Variation 正則化手法とは、全変動を最小化するための反

復計算を行い、入力信号をテクスチャ成分とスケルトン成分に分離する非線形正則化手法である。本研究では Total Variation 正則化手法に Rudin, Osher, Fetami が提案した ROF 法 [4] を用いる。ROF 法は、エネルギー汎関数 $F(u)$ を最小化する問題であり、式 (3) のように定式化される。

$$\inf_u F(u) = \int |\nabla u| dt + \lambda \int |f - u|^2 dt \quad (3)$$

$$f = u + v \quad (4)$$

ここで、式 (3) の右辺第 1 項が全変動、第 2 項が制約項を意味し、 λ は分離状態を制御するパラメータである。 $F(u)$ が最小となった時、 u は信号のスケルトン成分となる。さらに、式 (4) の関係によって入力信号 f からテクスチャ成分 v が導出できる。本研究では、式 (3) の最小化問題を解く方法として、最急降下法を用いる。Total Variation 正則化手法を用いた信号分離の例を図 3 に示す。図 3 に示すように、スケルトン成分には滑らかな変動成分と急峻な変動成分、テクスチャ成分には微小な変動成分が含まれる。局所成分は観測地固有の振動成分であり、大域成分は年変動、日変動成分とすると、テクスチャ成分は局所成分とみなすことができ、スケルトン成分はその観測地での大域成分とみなすことができる。大域成分は非線形な変動をもつため、単純な線形フィルタでは、分離することが難しい。そこで、Total Variation 正則化手法を環境電磁波に用いることで、効率良く大域成分を分離できる。大域成分は観測地に共通して見られる成分であるため、全国 24 箇所観測されたデータで得られたスケルトン成分をベクトル量子化することで大域成分を得ることができる。作成した大域成分と局所成分を足し合わせ、異常電磁波を含む環境電磁波との差分をとることで誤差成分を得る。最後に従来法同様、LPC 分析を用い誤差成分より異常電磁波の検出を行う。

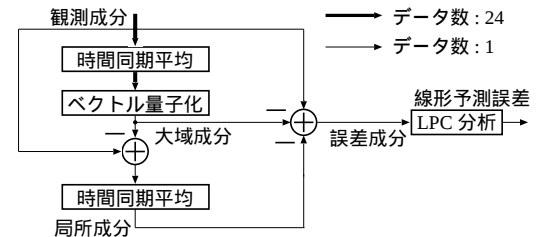


図 1: 従来法の概略図

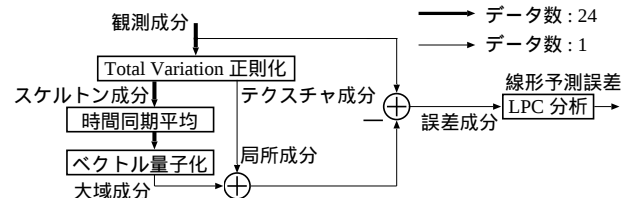


図 2: 提案法の概略図

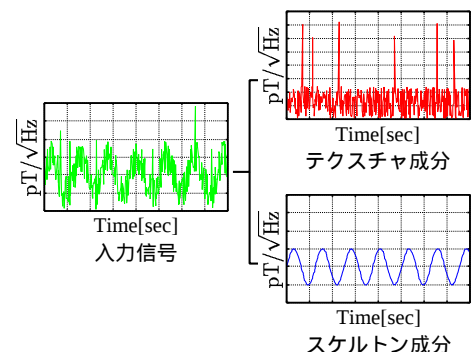


図 3: Total Variation 正則化手法による分離例

3 異常電磁波検出実験

大域成分作成に用いた観測データは全国 24 箇所の 2000 年から 4 年分のものを用い、観測方向は南北、東西、垂直方向のデータを用いた。24 箇所の観測データを k -means アルゴリズムにより 3 個の代表ベクトルに量子化し大域成分とし、予備実験により Total Variation 正則化手法の最適なパラメータを決定した。表 1 にその結果を示す。また、LPC 分析の実験条件を表 2 に示す。2003 年 5 月 26 日に発生した宮城県沖地震を含む観測波形および前後にマグニチュード 5 以上の大地震が起きていない長崎県千々石の観測波形を用いて検出実験を行った。地震の詳細を表 3 に、観測地点と震源地の関係を図 4 に示す。宮城県若柳の線形予測誤差を図 5 に、長崎県千々石の線形予測誤差を図 6 に示す。縦軸は線形予測誤差の二乗平均値である。

図 5 より、従来法における線形予測誤差の波形には日変動成分が含まれていることを確認できる。それに対して提案法では、日変動成分は除去できている。さらに、5 月 26 日の観測地付近での雷の影響による不要な成分の除去度合を比べると、提案法の方がより除去できていることも確認できる。提案法における地震発生の約 10 日前ほどに値の急激な上昇が見られる。この異常電磁波は、従来法における線形予測誤差波形には見られず、除去しきれなかった日変動成分に埋もれているのではないかと考えられる。

図 6 より、10 月 7 日付近に従来法、提案法ともに急激な上昇が見られるがこれは、観測所近くで発生した雷の影響である。従来法では観測期間中にわたって大きな振動が見られるのに対し、提案法では、線形予測誤差に値の上昇は見られない。つまり、提案法では日変動や年変動成分を効率よく取り除くことができおり、地震前の異常電磁波を効率よく検出できている。また、大地震の起こっていない期間には波形の変化がほとんどなく、安定した異常電磁波検出が行える。以上より、提案法の有効性を確認した。

4 むすび

Total Variation 正則化手法および LPC 分析を用いた異常電磁波検出システムを提案した。大規模地震の発生前後の観測波形および、マグニチュード 5 以上の地震の起こっていない観測波形を用い提案法の有効性を確認する実験を行った。提案手法は、大域成分を効率良く除去でき、大地震の前の異常電磁波の検出を確認した。マグニチュード 5 以上の地震の起きていない期間には波形の変化がなく安定した異常電磁波検出が行え、提案法の有効性を確認した。しかし、中規模の地震においては異常電磁波が検出できなかった。これは、中規模地震では異常電磁波信号の信号強度が弱いために検出できなかったと考えられる。そこで今後の課題として、中規模の地震に対する予測精度の向上が挙げられる。これには、必要に応じて雑音を除去した観測電磁波の信号を増幅し線形予測分析を行うことで、規模の小さい地震にも対応できると考えられる。さらに、異常電磁波を自動的に検出するための閾値設定や評価基準の検討が挙げられる。

参考文献

[1] M.Hata, I.Takumi, and H.Yasukawa: "Electromagnetic-wave radiation due to diastrophism of magma dike growth in Izu-Miyake volcanic eruptions in Japan in 2000", Natural Hazards and Earth System Sciences, pp. 43–51, 2001.
[2] 毛利 元昭, 船瀬 新王, Andrzej Cichocki, 内匠 逸, 安川 博, 畑雅恭: "Non-negative Matrix Factorization を用いた大域信号除去", 第 29 回情報理論とその応用シンポジウム (SITA), Vol. 1, pp. 375–378, 2006.
[3] 鬼頭 孝宏, 後藤 富朗, 平野 智, 北村 正, 内匠 逸: "ケプストラム分析による大域・局所モデルを用いた異常環境電磁波の検出に関する一検討", 第 29 回情報理論とその応用シンポジウム (SITA), Vol. 1, pp. 363–366, 2006.
[4] L.I.Rudin, S.Osher and E.Fatami: "Nonlinear Total Variation based Noise Removal Algorithms", Physica D, Vol.60, pp.259–268, 1992.

表 1: 実験条件 (Total Variation 正則化手法)

iteration	1000
λ	0.138
α	0.010

表 2: 実験条件 (LPC 分析)

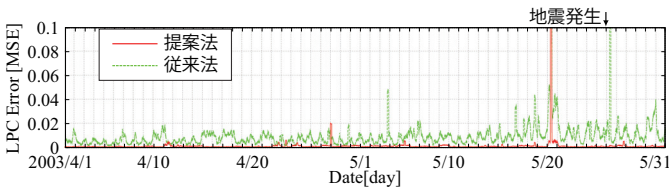
分析データ点数	576 点
予測次数 p	20

表 3: 宮城県沖地震の詳細

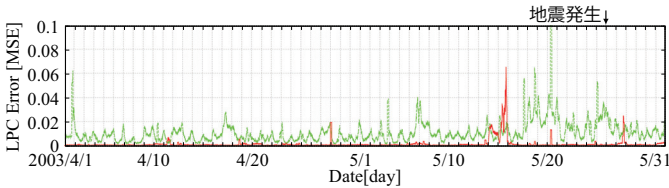
Date	Time	Magnitude	Depth	Place
2003/5/26	18:24:33	7.1	72km	宮城県沖



図 4: 観測地点と宮城県沖地震の震源

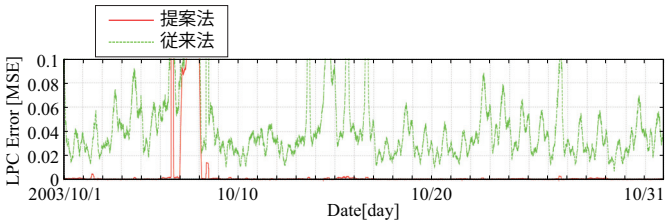


(a) 南北方向

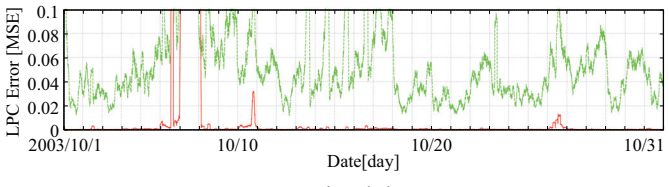


(b) 東西方向

図 5: 宮城県若柳の線形予測誤差 (地震発生前後)



(a) 南北方向



(b) 東西方向

図 6: 長崎県千々石の線形予測誤差 (地震なし)

1 はじめに

近年、デジタルカメラやカメラ付携帯電話などの普及により、カメラでの撮影は一般的になったと言える。カメラで撮影された画像は、レンズ系に起因する焦点ぼけ、カメラや被写体の動きによるぶれなど様々な要因で劣化する。ぼけやぶれといった劣化は視覚的に好ましくない為、そのような劣化画像を復元することが要求されている。

ぶれはセンサーの露光時間内にカメラ自身や被写体が動くことで生じてしまう。露光時間を短くすればよいが、露光時間内に十分な光量が得られる必要がある。明所では問題ないが、暗所ではコントラストが悪い画像が生成されてしまう。そのため暗所ではフラッシュを用いるのだが、撮影画像が近距離の被写体だけが明るい陰影の少ない平面的なものになってしまう。次に、センサーの感度を高める方法もあるが、ショット雑音の影響も大きくなり、雑音が目立つ画像となってしまふ。

それらの問題に対し、現在では光学式の手ぶれ補正が搭載されたデジタルカメラが一般的になっている。しかし、そのような機構を設計するのは容易ではなく、コストもかかる。さらに、撮像センサーを物理的に動かすためのスペースが必要で、機器の小型化が困難となる。また小型の機器では、そのような物理的なスペースを確保できないため、光学式の手ぶれ補正を搭載することができない場合もある。そして上記の対策は、ぶれない画像を撮影するためのもので、すでに撮影されたぶれ劣化画像には対処できない。

そこで、ぶれ劣化画像を画像処理により復元するという試みがある。しかし、復元の際にリングングが発生したり、雑音が強調されるなど、不自然な復元結果が得られることがあり、実用化には依然として問題点がある。

そこで本論文では、PSF 推定と理想画像推定を交互に反復して行う手法を基にした新たなブラインドデコンボリューションアルゴリズムを提案する。概要としては、PSF 推定の前に Total Variation 正則化と Shock Filter を入力画像に対して施すことで予測理想画像を用意する。そして、その予測理想画像を用いて PSF 推定を行うことで、評価関数の収束性能を高め、劣化画像復元性能の向上を試みる。

2 ぶれによる画像劣化とその復元

シフト・インバリエント (位置不変) なぶれの場合、ぶれ画像 g は原画像 f 、ぶれの関数である PSF h との畳み込みに雑音 n を付加させたもので表現できる (式 (1))。

$$g = f \otimes h + n \quad (1)$$

ここで、 $\otimes$ は畳み込みの演算子である。本論文では、このぶれ劣化モデルを基に画像復元を行う。

PSF が既知の場合のぶれ画像復元をノンブラインドデコンボリューション、未知の場合の復元をブラインドデコンボリューションという。一般に画像復元は不良設定問題となり、一枚画像からのブラインドデコンボリューションは特に困難となる。近年、一枚画像からのブラインドデコンボリューションでは、PSF 推定と理想画像推定の評価関数を交互に最小化をすることで画像復元を行う手法が特に成果を出している。しかし、依然として収束性能に問題があるため、誤った解に収束してしまい、不自然な復元結果となってしまう場合がある。

3 提案法

本論文では、PSF 推定と理想画像推定の評価関数を交互に最小化する手法を基にした新たな一枚画像からのブラインドデコンボリューションアルゴリズムを提案し、画像復元性能の向上を試みる。具体的には、PSF 推定の前に、ぼけたエッジを強調する理想画像の予測処理を行い、その予測理想画像より PSF 推定を行う。これにより、評価関数の

収束の手助けをして、収束性能を向上させることで、画像復元性能の向上を試みる。

提案法による復元処理について説明する。まず、(a) 理想画像勾配分布の予測、(b) PSF 推定、(c) デコンボリューションの処理を繰り返し行うことで PSF を推定する。PSF 推定には色情報は不要なため、反復処理はグレースケール画像で行う。また大きなぶれに対応するため、最初に画像サイズを小さくし、徐々に元のサイズにまで拡大しながら反復処理を繰り返す。そして、最終的に得られた PSF を用いて (d) 最終デコンボリューションにて復元画像を得る。

(a) 理想画像勾配分布の予測

PSF 推定のために、理想画像勾配分布の初期予測を行う。まず、式 (2) で表される ROF モデルの最小化による Total Variation 正則化により入力劣化画像のテクスチャ成分を取り除く。そして、そのテクスチャ成分を取り除いた画像に対して Shock Filter を施すことで、画像の骨格成分のエッジ復元を行う。式 (2) の最小化には FGP[1] を用いた。

$$f_0 = \operatorname{argmin}_f \{ \|f - g\|_2^2 + 2\lambda_r \operatorname{TV}(f) \} \quad (2)$$

$$f_{t+1} = f_t - \operatorname{sign}(\Delta f_t) \|\nabla f_t\| \quad (3)$$

次に、エッジ復元を行った画像の勾配分布に対して閾値処理を行い、それを理想画像の予測勾配分布とする。閾値処理の具体的な方法は、まず反復処理の 1 回目、式 (4) により勾配の傾きを 0 度、45 度、90 度、135 度の 4 つのグループに分ける。ここで、 dx, dy は各方向の勾配分布である。そして、その各グループごとでヒストグラムの最大値から $2 \times \sqrt{P_h}$ 画素残るように閾値 τ_p を設定し、閾値 τ_p 以下の値は 0 として除去する。ここで、 P_h は PSF の総画素数である。2 回目以降は、1 回目に算出した各グループの閾値 τ_p を $\alpha_p (0 \leq \alpha_p \leq 1)$ 倍することで、徐々に閾値を下げていく。

$$\tan = \frac{dy}{dx}$$

$$0 \text{ 度方向} : -0.4142 < \tan \leq 0.4142$$

$$45 \text{ 度方向} : 0.4142 < \tan < 2.4142$$

$$90 \text{ 度方向} : |\tan| \geq 2.4142$$

$$135 \text{ 度方向} : -2.4142 < \tan \leq -0.4142 \quad (4)$$

(b) PSF 推定

予測理想画像勾配分布 $\nabla f'$ と観測画像勾配分布 ∇g を用いて PSF h を推定する。具体的には、式 (5) で表される評価関数の最小化問題を解くことで PSF を推定する。

$$E_h(h) = \|h \otimes \nabla f' - \nabla g\|_2^2 + \lambda_k \|h\|_1^2 \quad (5)$$

ここで、 λ_k は正則化パラメータである。式 (5) の評価関数の最小化には共役勾配法を用いた。

次に、共役勾配法により得られた PSF h に対して閾値処理を施す。具体的には、 h を最大値が 1、最小値が 0 となるように正規化し、その正規化した h の画素値が τ_k 以下のものを 0 とする。ここで、閾値 τ_k は反復毎に下げている (τ_k を反復毎に α_k 倍する)、より多くの情報を用いるようにする。ここで、 τ_k, α_k はともに 0 から 1 の間で任意に設定する。閾値処理の後は、画素値の総和 (L1 ノルム) が 1 になるように h を正規化する。

(c) デコンボリューション

(b) PSF 推定により求めた PSF h を用いて、観測画像 g の復元を行う。式 (6) で表される評価関数の最小化問題を解くことで復元画像 f を求める。

$$E_d(f) = \|f \otimes h - g\|_2^2 + \lambda_d \|f\|_1^2 \quad (6)$$

ここで、 λ_d は正則化パラメータである。式 (6) の最小化には Amir Beck により提案された FISTA[2] を用いた。

(d) 最終デコンボリューション

上記 (a) ~ (c) の反復処理により最終的に得られた PSF h を用いて、入力観測画像 g の復元を行う．式 (7) で表される評価関数の最小化問題を解くことで復元画像 f を求める．

$$E_f(f) = \|f \otimes h - b\|_2^2 + \lambda_f \text{TV}(f) \quad (7)$$

ここで、 λ_f は正則化パラメータである．式 (7) の最小化には最急降下法を用いた．

4 実験結果

提案法を C++ 言語にて実装し、劣化画像の復元実験を行った．C++ 言語実装の際には、画像処理ライブラリである OpenCV を用いた．

実験の概要として、実際の劣化画像を提案法と従来法により復元し、結果の比較を行う．実験結果を図 1, 2 に示す．また、その際に設定したパラメータを表 1 に示す．

図 1 より、提案法は従来法と比較して先鋭感が増しており、雑音も低減されている．また、他の手法では色味がおかしくなっている部分も、提案法では劣化画像とそれほど色味の変化は少なく、より良好な結果が得られている．

図 2 より、ある程度の復元はできているが、その他の従来法よりもぼけている．特に襟元は 2 重写りが残っていて、従来法よりも良好な結果が得られていない．

図 2 で従来法よりも良好な結果が得られなかった理由としては、提案法で推定した PSF が従来法のものよりも誤りがあり、それだけぼけや 2 重写りが残ってしまったことが原因だと考えられる．だが、図 1 のような単純なぶれにおいては従来法を凌ぐ結果が得られた．そのため、PSF 推定に対して新たな制約や評価関数の正則化項の検討などにより、さらなる復元性能向上の可能性がある．

5 むすび

本研究では、PSF 推定の前に Total Variation 正則化と Shock Filter を用いたより精巧なエッジ復元処理を行い、PSF 推定誤りを減らす試みをする中で、ぶれ劣化画像復元性能の向上を図った新たなブラインドデコンボリューションアルゴリズムを提案した．

そして、提案手法を C++ 言語にて実装し、実際にぶれ劣化画像を復元することで、提案手法の有効性の確認と従来法との比較を行った．その結果、最終デコンボリューションの Total Variation 正則化により雑音を取り除くことで、従来法より雑音が目立たない画像を得ることができた．また、複雑なぶれの場合には、従来法に比べて先鋭な画像が得られなかったが、単純なぶれの場合には、従来法を凌ぐ復元結果が得られ、さらなる復元性能向上の可能性を見出した．

今後の課題としては、複雑な PSF により劣化した画像や骨格成分が少ない画像復元の場合など、依然として視覚的に自然な復元画像が得られていないため、さらなる復元性能の向上と処理の高速化が挙げられる．

表 1: 実験条件

実験画像		図 1	図 2
画像サイズ		724 × 905	800 × 532
PSF サイズ		31 × 31	31 × 31
画像拡大方法		バイキュービック	
各スケール毎の反復回数		5	
理想画像勾配分布の予測	shock filter	反復回数	1
		dt	0.8 0.8
	FGP 法	反復回数	100
		λ_r	0.03 0.15
		α_p	0.7 0.95
PSF 推定	反復回数		100
	λ_k		5.0 5.0
	$T_{k,0}$		0.3 0.3
	α_k		0.8 0.8
	α_d		0.01 0.01
デコンボリューション	反復回数		100
	L		16.0
	λ_d		0.01 0.01
最終デコンボリューション	反復回数		300
	最急降下法のステップ		0.5
	λ_f		0.001 0.0001



(a) 原画像

(b) Shan[3]



(c) Xu[4]

(d) 提案法

図 1: 実験画像 1



(a) 原画像

(b) Shan[3]



(c) Xu[4]

(d) 提案法

図 2: 実験画像 2

参考文献

- [1] A. Beck and M. Teboulle: “Fast gradient-based algorithms for constrained total variation image denoising and deblurring problems”, *IEEE Trans. Image Proc.*, Vol. 18, No. 1, pp. 2419–2434, November 2009.
- [2] A. Beck and M. Teboulle: “A fast iterative shrinkage-thresholding algorithm for linear inverse problems”, *SIAM J. Image. Sci.*, Vol. 2, pp. 183–202, 2009.
- [3] Qi Shan, Jiaya Jia and Aseem Agarwala: “High-quality motion deblurring from a single image”, *ACM Transactions on Graphics (SIGGRAPH)*, 2008.
- [4] Xu Li and Jia Jiaya: “Two-phase kernel estimation for robust motion deblurring”, Proceedings of the 11th European conference on Computer vision: Part I, ECCV’10, pp. 157–170, Berlin, Heidelberg, 2010, Springer-Verlag.

平成 22 年度 修士論文概要		
超解像を用いた 画像拡大法に関する研究	桜井・平野研究室	吉川 明博
	No. 21417644	Yoshikawa Akihiro

1 はじめに

デジタル画像処理は 1960 年代頃に衛星画像処理、医用画像処理等に用いるために研究され始め、現在では様々な画像処理技術が存在する．その中でも画像の拡大処理技術は活発な研究分野のひとつであり、近年では HDTV などの映像機器における製品レベルの画質向上技術としても話題となっている [1]．

拡大処理技術として基本的な手法に線形補間手法が挙げられる．原理が簡単で理解しやすく、計算量が非常に小さいため広く使われていた．しかし、高周波成分を補間する事が不可能であり、画像がぼけてしまう問題がある．この問題を解決するために様々な手法が研究がされ、多くの非線形拡大手法が発表されている．そして近年、その中で超解像技術と呼ばれる手法が注目されている．

超解像度技術は様々なものが提案されているが、中でも Total Variation (TV) 正則化手法 [2][3] を用いた手法が、画像のエッジの急峻さを保ちつつ画質劣化が発生しないという点から、最も有望なもののひとつと考えられる．ただこの手法においても問題点が残されている．それはテクスチャ成分の線形補間による拡大である．線形補間では高周波成分の推定・復元ができず、サンプリング定理を超えた超解像は実現することができない．

本論文では、この問題に対してテクスチャ成分の拡大に学習法 [5] を用いることを提案している．この手段によって、真の意味での超解像画像の復元を実現することを目的としている．

2 TV 正則化手法による超解像拡大

2.1 従来法

図 1 に文献 [3] に示されている TV 正則化による超解像拡大法を示す．入力画像は TV 正則化分離部によって骨格とテクスチャに分解される．TV 正則化分離は、ROF モデルと呼ばれる式 (1) で示される評価関数 $F(u)$ を、繰り返し演算にて最小化することによって行われる．

$$F(u) = TV_u + \lambda \sum_{i,j}^{P,Q} (u_{i,j} - f_{i,j})^2 \quad (1)$$

ここで $f_{i,j}$ は入力画素値、 $u_{i,j}$ は演算出力画素値、 P, Q は入力画像の縦横の画素値、 λ は適当な正の整数である．評価関数 $F(u)$ を最小化する方法としては、Euler-Lagrange 方程式に基づきいわゆる ROF 法と呼ばれる反復計算法が用いられている．これにより得られた出力画素 $u_{i,j}$ は、滑らかな輝度値変化とエッジ成分からなる骨格成分となっており、これを入力画像 $f_{i,j}$ から減算することによって、細かい振動成分であるテクスチャ成分 $v_{i,j}$ が得られる．

TV 正則化分離によって得られた骨格成分は TV 正則化拡大によって拡大される．この拡大法はエッジを急峻にしつつリングングを抑制することが出来るが、細かい振動成分の拡大は平滑化してしまうため苦手である．そこでエッジと滑らかな画素値のみを含む骨格成分に用いて処理を行うことで、画像を劣化させることなく超解像画像を形成する．

TV 正則化拡大は、基本的には式 (1) の ROF モデルに基づいているが、TV 項と制約項の画素数が異なることと、制約項の中に $u_{i,j}$ とボケ作用素 s の畳み込み演算が加わっていることが違いとなる．TV 正則化拡大法における最小化関数は式 (2) によって与えられる．

$$F(U) = TV_U + \lambda \sum_{i,j}^{MP,MQ} ((s * U)_{i,j} - F_{i,j})^2 \quad (2)$$

ここで、 $U_{i,j}$ は M 倍に拡大された $MP \times MQ$ の拡大画像の演算出力画素値であり、 $F_{i,j}$ は原画像を初期拡大して $MP \times MQ$ の画素数の画像とした画像である．

式 (2) の解として、リングングがなくエッジの立ち上がり急峻な超解像拡大骨格成分 $U_{i,j}$ が得られる．式 (2) は Euler-Lagrange 方程式に基づいて式 (3) の繰り返し演算によって解くことができる．

$$U_{i,j}^{N+1} = U_{i,j}^N + \varepsilon \cdot \left\{ \operatorname{div} \left(\frac{\nabla U}{|\nabla U|} \right)_{i,j}^N - 2\lambda \sum_{m,n} \phi_{m-i,n-j} \cdot e_{m,n}^N \right\} \quad (3)$$

$$e_{m,n} = \sum_{k,l} \phi_{m-k,n-l} \cdot U_{k,l} - F_{m,n} \quad (4)$$

$\phi_{i,j}$ は、ぼけ線形作用素 s インパルス応答の係数であり、 $e_{m,n}$ は原画像と観測画像の差分を示す．式 (3) の繰り返し演算における $U_{i,j}$ の初期値としては、入力画像を線形補間で拡大したものが用いられる．

一方、テクスチャ成分 $v_{i,j}$ は線形補間によって拡大され、拡大テクスチャ成分 $V_{i,j}$ が得られる． $U_{i,j}$ と $V_{i,j}$ を加算することによって、最終の超解像拡大画像が得られる．

2.2 学習法

学習法は、拡大した入力画像の高周波成分を、類似した参照拡大画像の高周波成分によって置き換えることによって、欠落した成分を再生する超解像技術であり、多くの研究がなされている．

図 2 に基本的な考え方の一例を示す [5]．まず $P \times Q$ の入力画像 X_i^L を線形補間によって M 倍に拡大し、 $MP \times MQ$ の拡大低周波成分画像 Y_i^L を得る．しかし、この Y_i^L は高周波成分の欠落した画像であるので、以下の操作により、高周波成分の復元を行う．入力画像 X_i^L から高域通過フィルタによって高周波成分 X_i^H を得る．また、入力画像と独立した参照高周波成分画像 Y_r^H とそれをダウンサンプリングした X_r^H を別途用意する． X_i^H と X_r^H はパッチと呼ばれる小ブロックに分割され、それぞれのブロック間において、最も類似性の高いブロックが相関演算によって探索される．最も類似性の高いブロックが見つめられると、それに対応する Y_r^H により、拡大高周波成分画像 Y_i^H が作成される．最後に、作成された Y_i^H が Y_i^L に加算され、超解像度画像が作成される．

この学習法の課題は、画像のエッジ成分の処理にある．画像を線形フィルタによって高周波成分画像に分離すると、図 3 に示されるようにエッジ成分は鋭いピーク値を持った信号として高周波成分の中に残る．このエッジ成分の類似画像を参照画像の中から正確に見つけ出すためには、かなり精度の良い探索と、多くの種類の参照画像が必要になる．入力画像によっては、エッジに歪みが発生し、エッジ成分が正確に再現されない場合もある．

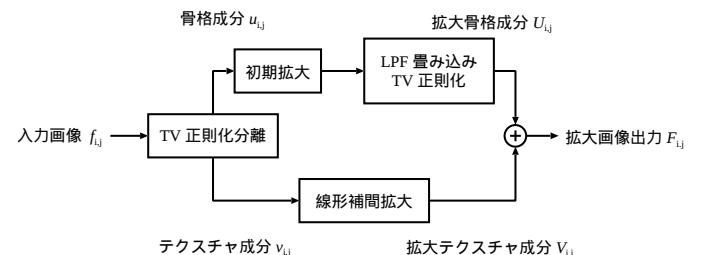


図 1: 従来法

2.3 TV 正則化と学習法を組み合わせた提案法

図4に示すように、2.1 で述べた TV 正則化手法におけるテクスチャ成分拡大の線形補間拡大部を学習法に置き換えた方法を提案する。

この結果、従来の TV 正則化拡大法におけるテクスチャ成分の超解像度再生が実現されないという欠点を解決した、真の超解像拡大を実現することができる。また、学習法においてエッジに起因する画像の劣化も起こらないため、学習法におけるブロックサイズを大きくし、参照画像の数を減らすことが可能となり、計算時間の短縮を期待することが出来る。

3 提案法による画像拡大の実験結果

図5、図6に、従来法とテクスチャ成分の拡大に事例学習法を用いる提案法による4倍画像拡大の例を示す。

線形補間拡大に比べて、骨格成分に TV 正則化拡大を用いた従来法と提案法はエッジ成分がくっきり再現されていることが分かる。これは LPF を畳み込むことによりエッジを急峻化した結果である。

また、細かい振動成分は従来法に比べて、提案法の方が精細感が増加していることが分かる。これは、学習法を用いることでテクスチャ成分の高周波成分を復元したためである。これにより、提案法では画像全体の高周波成分の復元に成功し、高精細な画像が得られた。

4 むすび

本論文では TV 正則化手法における画像拡大において、テクスチャ成分に学習法を用いることによって、真の意味での超解像拡大法が実現できることを示した。また、本提案法は、学習法において推定すべき高精細画像に関して、高周波成分ではなくテクスチャ成分を利用することによって、その性能を改善している。

今後の課題としては、TV 正則化拡大法における Euler-Lagrange 方程式に基づいた反復計算を、Chambille 法などの射影法を利用したアルゴリズムを適用することによって TV 正則化の高速化を測ることが挙げられる。

参考文献

- [1] 阿部 裕俊, “地上デジタル放送の受信技術”, 映像情報メディア学会誌, Vol.64, No.5, pp.684–686, May 2010.
- [2] 斎藤 隆弘, “サンプリング定理の壁を打ち破る: 1 枚の画像からの超解像オーバーサンプリング”, 映像情報メディア学会誌, Vol.62, No.2, pp.181–189, Feb. 2008.
- [3] T.Saito and T.Komatsu, “Image Processing Approach Based on Nonlinear Image-Decomposition”, IECE Trans Fundamentals, pp.696–707, Vol.E92–A, No.3, Mar. 2009.
- [4] 吉川明博, 鈴木彰太郎, 後藤富朗, 平野智, 桜井優, “Total Variation 正則化フィルタリングを用いた画像拡大高速化に関する一検討”, 電子情報通信学会総大会, D–11–41, Mar. 2010.
- [5] 鈴木彰太郎, 吉川明博, 後藤富朗, 平野智, 桜井優, “学習法を用いた超解像度画像復元の性能改善と高速化” 映像情報メディア学会年次大会予稿集, Aug. 2010.

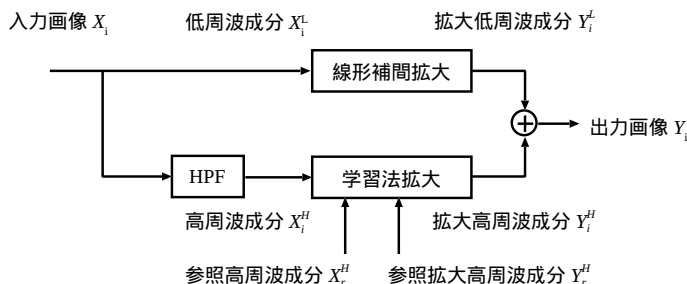


図 2: 学習法による画像拡大

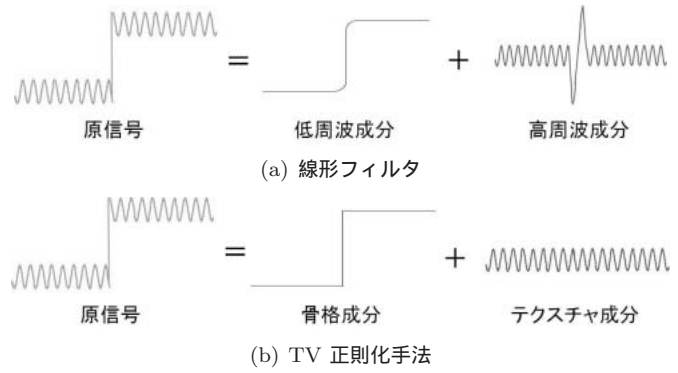


図 3: 信号分離の性質の違い

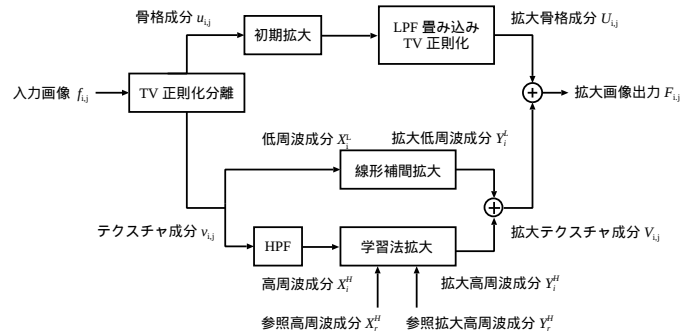


図 4: 提案法

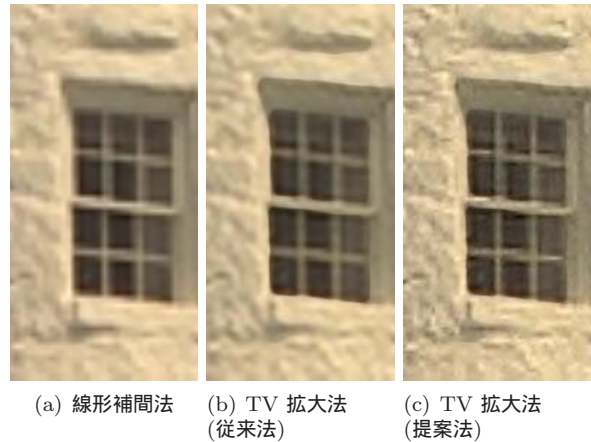


図 5: 提案法と従来型 TV 正則化法の比較

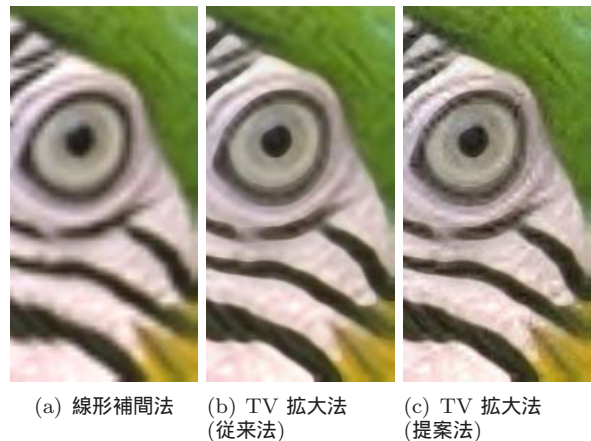


図 6: 提案法と従来型 TV 正則化法の比較