

エッジ強調を考慮した Bayesian Wavelet Shrinkage に基づいた スペckル低減フィルタ

本間 輝明[†], 山崎 謙介[†], 若林 裕之^{††}

概要: 本研究では, スペckル低減のために Bayesian Wavelet Shrinkage 法のアルゴリズムを適用した. その際, エッジと思われる領域の保存をテンプレート処理で行うことにより, より鮮明な画像が得られるノイズ低減アルゴリズムの確立を目指した. 結果は Bayesian Wavelet Shrinkage 法を普通に施すよりも画像構造を保存しているということがテスト画像 (Lena 画像) を用いることで確認することができた. また, スペckルノイズが不可避な人工衛星リモートセンシングの SAR 画像に対してもこのアルゴリズムを適用した結果, 画像構造の保存, スペckルノイズの低減において十分な結果を得た.

Speckle Reduction Filter Based on Bayesian Wavelet Shrinkage Taking Account of Edge Enhancement

Teruaki Homma[†], Kensuke Yamazaki[†], Hiroyuki Wakabayashi^{††}

Abstract: This paper proposed a novel algorithm of noise reduction for image contaminated by speckle noise. The new algorithm is based on the Bayesian Wavelet Shrinkage method taking account of edge enhancement. The method is applied to the Lena image with speckle and also to a remote sensing SAR data. The results show fairly good picture in the sense that original image are restored with less noise.

1. はじめに

リモートセンシングの SAR における電磁波は, コヒーレントな入射であるため一様に分布した散乱体で散乱されると, その散乱波の間にランダムな干渉が起り, スペckルノイズを生じる[1]. このスペckルノイズは目障りであるため, 細部判読の妨げとなるため低減することが課題とされる. スペckルの低減の目的は「①一様な領域におけるスペckルの平滑化, ②エッジやテクスチャなどの保存, ③画像の視覚的な自然性の維持」の3点を満たすことである. 通常 SAR 画像には一般的にマルチルック処理を施す. これは, スペckルを低減することが出来るが, 分解能を犠牲にする. このことにより, 画像再生後のフィルタリング処理でスペckルノイズを低減化する手法として, 様々なフィルタが提案された. 特に従来最良フィルタとされてきた Lee フィルタ[2]は, 得られる画像は全体的に「べたべた」した印象を受ける. Wavelet フィルタは, Lee フィルタの視覚的な不自然な画像が作られることを受けて, 改良したアルゴリズムであるが, Lee フィルタより平滑性は劣る. また, Wavelet を用

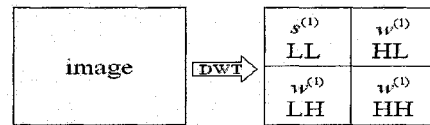


Fig. 1 画像に対する DWT

いたノイズ低減アルゴリズムに, BayesShrink や Bayesian Wavelet Shrinkage 法[3]などのアルゴリズムを SAR 画像のスペckルに適用した研究がなされている. Bayesian Wavelet Shrinkage 法は, ノイズ低減において優れているが, エッジ部の詳細な部分を汚し不鮮明になりがちである. そこで, 本研究では, エッジ部分を保存するテンプレートを導入して解決を試みた.

2. スペckルの統計的性質[1]

SAR 画像の1ピクセルは, 分解能幅にあるランダムな位相と振幅を持つ散乱波の和から成っている. L ルック処理を施したスペckルの強度 I における確率密度分布は, 以下のようなになる.

$$p(I) = \frac{L^L}{\Gamma(L) \langle I \rangle} \left(\frac{I}{\langle I \rangle} \right)^{L-1} \exp\left(-\frac{LI}{\langle I \rangle}\right) \quad (1)$$

[†] 東京学芸大学
Tokyo Gakugei University

^{††} 日本大学
Nihon University

Γ はガンマ関数を示す。マルチルック処理は、スペックルの標準偏差を $1/\sqrt{L}$ にすることが出来るが、分解能を犠牲にするため $L=3\sim 4$ が一般的に施される。

また、スペックルは通常、乗算的雑音として扱われる。本研究では、対数変換を取ることによって AWGN(Additive White Gaussian Noise)モデルとして扱った。

3. Wavelet を用いたノイズ低減アルゴリズム

離散ウェーブレット変換(DWT)を用いた多重解像度分析を画像に適用すると Fig. 1 のようになる。LL成分を Scaling 係数, HL, LH, HH 成分を Wavelet 係数と呼ぶ。

通常, Wavelet を用いた雑音除去では, あるレベルまでの Wavelet 係数に対して Shrink (衰退) 操作を行う。Shrink は一般的に $\hat{x} = \xi y$ (\hat{x} : 真値, y : 観測値) で表され, ξ は Shrinkage 係数と呼ぶ。Wavelet を用いた従来のノイズ除去で影響が強いのは Donoho らによる VisuShrink である。VisuShrink とは, MiniMax 規準を用いて導き出された

Universal Threshold $\lambda = \sqrt{2 \log(N)} \sigma$ (N : 信号のサンプル数, σ : ノイズの標準偏差) を用いてある J レベルまでの Wavelet 係数に対して, 以下のような操作を行うアルゴリズムである。

$$w_\lambda = \begin{cases} 0 & \text{if } |x| \leq \lambda \\ \text{sign}(x)(|x| - \lambda) & \text{if } |x| > \lambda \end{cases} \quad (2)$$

(2)式に示されるように Universal Threshold を閾値として 2値処理 (Shrink or Kill) をするため, 単純でかつ効率が良い。しかし, 一つの閾値を解像度のそれぞれの Wavelet 係数を使うため, 解像度を考慮していない, さらに, Universal Threshold は信号のサンプル数に依存するため, サンプル数が多いとき詳細な部分を汚してしまう可能性がある。そこで, 各レベルの各 Wavelet 係数に対して閾値を設定する BayesShrink が提案された。また, Wavelet 係数に対して 2値処理ではなく Wavelet 係数全体を通してノイズ圧縮をする Bayesian Wavelet Shrinkage 法がある。

Bayesian Wavelet Shrinkage 法は, Wavelet 係数 x が平均値 0, 分散 σ_x^2 なガウス分布であるとき, 更にノイズモデルが AWGN とすれば, あるレベルでの Wavelet 係数 x_i (i はデータ番号) の推定値は以下のような式で表すことが出来る。



Fig. 2 MAP 解から推定した 2 値マスク
黒ピクセル: $s_i = 0$ 白ピクセル: $s_i = 1$

$$\hat{x}_i = \hat{\xi}_i y_i \quad (3)$$

ここで,

$$\hat{\xi} = \frac{\sigma_x^2}{\sigma_x^2 + \sigma_n^2} \quad (4)$$

また, Wavelet 係数の統計的性質として, そのヒストグラムがガウス分布に従わないことが多いといわれている。そこで本研究では, 平均値 0 の 2 つの混合ガウスモデルを採用することにし, その確率密度関数を以下の式で表すことが出来る。

$$p(x_i) = \sum_{k=0,1} p(s_i = k) p(x_i | s_i = k) \\ p(x_i | s_i = k) \sim N(0, \sigma_{xk}^2) \quad k = 0, 1 \quad (5)$$

s_i は, ピクセル i が k 番目のガウス分布に従うことを表している。また, パラメータは, $p(s_i = 0)$, $p(s_i = 1)$, σ_{x0}^2 , σ_{x1}^2 の 4 個である。この 4 個のパラメータを推定するために EM アルゴリズムを用いて推定する。また, ここで $s_i = 0$ を分散の低い値の分布, $s_i = 1$ を分散の大きい値の分布と定義しておく。

混合ガウス分布による Bayesian Wavelet Shrinkage 法は以下のような式から導くことが出来る。

$$\hat{x}_i = \hat{\xi}_i y_i \quad (6)$$

となり, Shrinkage 関数は, 以下となる。

$$\hat{\xi}_i = \sum_{k=0,1} p(s_i = k | y_i) \frac{\sigma_{xk}^2}{\sigma_{xk}^2 + \sigma_n^2} \quad (7)$$

4. 提案アルゴリズム

後述 Fig. 7 に示すように Bayesian Wavelet Shrinkage 法は, 画像構造保持にその困難性がある。

そこで, Wavelet 係数が 2 つのガウス分布のどちらに属す

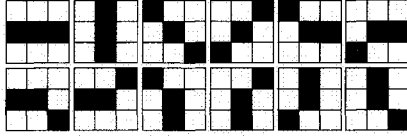


Fig.3 エッジ情報テンプレート

LH			HL			HH		
$\frac{1}{18}$	$\frac{1}{18}$	$\frac{1}{18}$	$\frac{1}{18}$	$\frac{1}{6}$	$\frac{1}{18}$	$\frac{1}{8}$	$\frac{1}{24}$	$\frac{1}{8}$
$\frac{1}{6}$	$\frac{1}{3}$	$\frac{1}{6}$	$\frac{1}{18}$	$\frac{1}{3}$	$\frac{1}{18}$	$\frac{1}{24}$	$\frac{1}{3}$	$\frac{1}{24}$
$\frac{1}{18}$	$\frac{1}{18}$	$\frac{1}{18}$	$\frac{1}{18}$	$\frac{1}{6}$	$\frac{1}{18}$	$\frac{1}{8}$	$\frac{1}{24}$	$\frac{1}{8}$

Fig. 4 重み付け係数

る可能性が高いかという指標をピクセルごとに割り当てて2値マスクを作り、画像に適用する方法を提案する。ここで、MAP (Maximum a posterior) 解から導かれる閾値 T_0 を用いて分布 \hat{s}_i を以下の式で決定する。

$$\hat{s}_i = \begin{cases} 1, & |y_i| \geq T_0 \\ 0, & |y_i| < T_0 \end{cases}$$

$$T_0 = \sqrt{\frac{2(\sigma_{x0}^2 + \sigma_n^2)(\sigma_{x1}^2 + \sigma_n^2)}{\sigma_{x0}^2 - \sigma_{x1}^2}} \log \frac{p(s_i = 0)\sqrt{\sigma_{x0}^2 + \sigma_n^2}}{p(s_i = 1)\sqrt{\sigma_{x1}^2 + \sigma_n^2}} \quad (8)$$

この規準を用いてマスクを生成すると Fig. 2 のようになる。この図より $s_i = 1$ の可能性が高いピクセルはエッジ周辺に点在することを重要視したい。そこで、Fig. 3 のような12枚のエッジ情報を保存するためのテンプレートを用いて、中心と黒塗り部分が $s_i = 1$ のときエッジと判断し、Shrink せずに保存するという方法を採用した。ここで、例外となるが、 $s_i = 1$ のときの確率 p が大きいとき、マスクはエッジ部以外にも点在する可能性が高い。そこで今回は各レベルで $p(s_i = 1) > p(s_i = 0)$ が2箇所(LH,HL,HH成分の内)のときそのレベルに関しては通常の Bayesian Wavelet Shrinkage を施す。

また、[4]を参考にして近隣情報も考慮し、よりスペックル低減を目指した。3×3の窓を走査し中心のマスク値と近隣と同じマスク値のピクセルで Shrinkage の要素を重み付けした平均値を取り Shrinkage 関数とした。重み係数には、Fig. 4 に示した係数を取る。式で表すと以下ようになる。

$$\hat{\xi}_i = \frac{\sum_j w_j \xi_j \delta(s_j - s_i)}{\sum_j w_j \delta(s_j - s_i)} \quad (9)$$



Fig. 5 左: Bayesian Wavelet Shrinkage 右: proposed

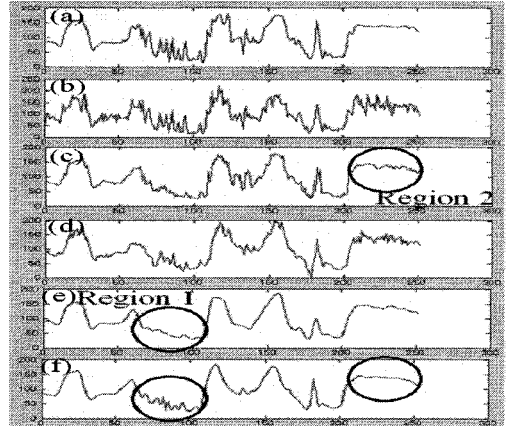


Fig. 6 画像(Fig. 5)から一列抽出

- (a) Lena 画像 (b) 擬似スペックルノイズ付加(original)
(c) Lee フィルタ(5*5) (d) Wavelet フィルタ
(e) Bayesian Wavelet Shrinkage (f) Proposed フィルタ

と表し、Wavelet 係数をノイズ低減した推定値は以下の式で表せる。

$$\hat{x}_i = \hat{\xi}_i y_i. \quad (10)$$

さらに、離散ウェーブレット変換はシフトに依存するため、今回の研究では cycle-spinning を用いて解決を試みる。

5. アルゴリズム適用

提案アルゴリズムを実際にスペックルが付加された画像 (Lena 画像と SAR 画像) に対して適用し、既存のアルゴリズム (Lee フィルタ (5×5), Wavelet フィルタ, Bayesian Wavelet Shrinkage) と比較評価を行った。

A. Lena 画像

Lena 画像にスペックルノイズを付加させて評価を行った。オリジナル画像とスペックル低減フィルタを施した画像の MSE (Mean Square Error) :

$$MSE = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (y_i - x_i)^2 \quad (11)$$

の平方根を用いて比較を行った。

提案フィルタに関して、Waveletにはドベシー (N=2) を用いて、分解レベルをJ=3とした。また、cycle-spinningは、8shifts×8shifts=64shiftsを用いた。

提案アルゴリズムと、Bayesian Wavelet Shrinkageの2つの結果をFig. 5に示す。また、MSEの平方根を取った値をTable 1に示す。結果を見て分かる通り、MSEでは、Leeフィルタと同程度の結果を得た。

しかし、画像の一行を抽出した結果 (Fig. 6) が示すことは、Region1からはBayesian Wavelet Shrinkageより、オリジナル画像を捉えおり、エッジや画像構造を保存し、鮮明にしたと言える。さらに、Region2からは、Leeフィルタよりも雑音がなくなりオリジナルの信号に近いという結果を得た。

B. SAR 画像

JAXAよりサンプルデータとして配布されているALOS/PALSARで観測した富士山周辺のデータを1ルック処理した振幅画像を切り出し、4ルック処理を施した「沼津市街地」のデータ512pixels×512pixelsを用いて評価を行った。

SAR画像では、平滑性を示す指標としてENL (Effective Number of Looks)を用いることが一般的である。ENLとは、均質領域においてどの程度のルック数になっているかを表す指標となる。ENLの式は以下の式で表すことが出来る。

$$ENL = \frac{\mu^2}{\sigma^2} \quad (12)$$

となり、 μ は、均質領域におけるデジタル数の平均値であり、 σ は、均質領域におけるデジタル数の標準偏差である。このENL値が大きいくほど平滑化がなされていることになる。このENL値を均質領域と思われる領域から抽出し計算されたのとデジタル数の平均と標準偏差をTable 2に示す。ENL値を見ると、Leeフィルタに劣らない結果を示すことができた。また、Bayesian Wavelet Shrinkageよりコントラストを保存しているため、定量的な評価はしていないにしても、エッジや画像構造が強調され鮮鋭化されたと言える。

Table 1 MSEの平方根

	original	Lee (5*5)	Wavelet	Bayesian	proposed
1Look	78.5858	17.3258	42.8610	17.3796	20.0894
4Look	30.4401	11.8455	15.3165	10.8370	14.5325
16Look	17.1183	11.6178	12.0982	12.2451	11.745

Table 2 SAR画像におけるENL

	original	Lee (5*5)	Wavelet	Bayesian	proposed
1Look	9498.7	9382.3	9587.1	9052.7	9154.7
4Look	2740.7	918.91	1269.8	688.35	709.87
16Look	2.9917	25.757	13.581	43.310	36.692

6. 結果と今後の課題

Bayesian Wavelet Shrinkageのアルゴリズムに基づき、エッジを保存するテンプレートを導入したが、Lena画像、SAR画像を用いた実験からBayesian Wavelet Shrinkageよりも、エッジや画像構造、コントラストを保存することを示したことで、より鮮明化されたと言える。さらに、他の既存のフィルタと比較し劣らない結果を示すことでスペックル低減フィルタとして有効なフィルタだと考える。

しかし、どのアルゴリズムにも関することだが、閾値や画像構造などに大きく依存するためどのフィルタが良いとは必ずしも言えない。また、アルゴリズムにcycle-spinningを用いるため計算量が多いのは明らかである。今後、cycle-spinningに変わるアルゴリズムを適用する必要がある。

参考文献

- [1] C. Oliver, S. Quegan, "Understanding Synthetic Aperture Radar Images," Boston, MA, Artech, House, 1998
- [2] J. S. Lee, "Refined filtering of image noise using local statistics", Compute. Graph. Image Process., vol. 15, no. 14, pp. 380-389, 1981.
- [3] S. G. Chang, M. Vetterli, "Adaptive wavelet thresholding for image denoising and compression," IEEE Trans. Image Processing vol. 9, pp. 1532-1546, 2000.
- [4] H. Xie, L. Pierce, and F. Ulaby, "SAR speckle reduction using wavelet denoising and markov random field modeling," IEEE Transaction on Geoscience and Remote Sensing 40(10), pp. 2196-2212, 2002.