

スペckルの非定常性を考慮した SAR 画像のノイズ低減に関する考察

○土田 正芳[†] 長谷山 美紀[†] 北島 秀夫[†]

[†] 北海道大学 工学研究科

〒060-8628 札幌市北区北 13 条西 8 丁目

TEL (011)706-7369

E-mail tsuchida@media.eng.hokudai.ac.jp

あらまし 合成開口レーダ (SAR) 画像中にはスペckル雑音が含まれており、これまでに様々なスペckル低減のためのフィルタが提案されている。一般にスペckルはその強度が指数分布に従う乗法性ノイズとされるが、SAR 画像中の都市領域等においては成り立たないことが指摘されている。本文では、SAR 画像中の領域をテクスチャにより分類し、各領域毎に適したカルマンフィルタを用いることによる効果的なノイズ低減手法を提案する。

キーワード

カルマンフィルタ, スペckル, SAR 画像

A study of noise reduction considering the nonstationarity of speckle in SAR images

Masayoshi Tsuchida[†], Miki Haseyama[†], and
Hideo Kitajima[†]

[†]School of Engineering, Hokkaido University
Kita-ku Kita-13 Nishi-8 Sapporo, 060-8628 Japan

TEL +81-11-706-7369

E-mail tsuchida@media.eng.hokudai.ac.jp

Abstract Synthetic aperture radar (SAR) images are affected by speckle noise, and numerous methods have been proposed for reducing the noise. Speckle is assumed to have the characteristics of a random multiplicative noise whose intensity obeys a negative exponential distribution, but these characteristics are not true on some scenes, such as urban areas, in the image. In this paper, we propose a Kalman filter adapted to the regions which are classified according to texture in the SAR images.

key words

Kalman filter, speckle, SAR image

1 まえがき

合成開口レーダ (SAR) はコヒーレントなマイクロ波を用いた撮像システムであるため、SAR 画像はスペckルの影響を強く受ける。スペckルは、パワーが指数分布に従い [1]、乗法性を有することが知られており [5]、その影響は画像において判読の妨げとなる胡麻塩状の濃淡となつてあらわれる。

この SAR 画像中のスペckルの影響を低減するため、SAR 画像再生後に行われるノイズ低減手法が多く提案されている。その多くは、SAR 画像における後方散乱波およびノイズに対する統計的なモデルより導出される [2, 3, 4, 5, 6]。これらの手法では、後方散乱波はその期待値が物体の種類によって変化することから非定常であるとされ、また、スペckルは乗法性を有する定常なノイズとして扱われる。

しかし、このスペckルの乗法性は必ずしも成り立つものではなく [7]、SAR 画像において都市領域等では成り立たないことが指摘されている [8]。これより、Lopes らは、文献 [2, 3, 4] で提案される代表的なフィルタを拡張し、スペckルが乗法性を満たさない場合には、乗法性を満たす場合とは異なる処理を組み込み、エッジ等の構造の保存性を改善した [8]。この乗法性が満たされるか否かの判断には、局所係数 (the local coefficient of variation) が用いられる。この局所係数は、画像中のテクスチャを識別する指標となり [11]、局所的な画素値の平均 $\mu_{y'}$ と標準偏差 $\sigma_{y'}$ より、 $\sigma_{y'}/\mu_{y'}$ で定義される。しかし、この拡張後のフィルタにおいても、スペckルが乗法性を満たすと判断された場合には、拡張前と同様にスペckルを定常なノイズとした SAR 画像のモデルが用いられる。

上述のように、SAR 画像では、後方散乱波だけでなくスペckルノイズも非定常である。しかし後方散乱波は、同一の物体から構成される地域のみに着目すると、その部分では定常であるとみなすことが可能であろう。また、スペckルノイズは、水域、森、耕作地、都市等の地域の違いによりその性質が変化するため、後方散乱波と同様に、同一の地域においては定常であると考えられる。この地域の違いは、SAR 画像中においてテクスチャの違いとなる。したがって、我々は SAR 画像中において後方散乱波およびスペckルは非定常であるが、それぞれのテクスチャの領域内では定常であるとみなすことが可能であるという着想に至った。

本研究では、以上の着想より SAR 画像のテクスチャに着目し、後方散乱波およびスペckルの非定常性に適応した SAR 画像のノイズ低減手法を提案する。提案手法では、テクスチャに基づき SAR 画像中の領域を分類し、その領域毎に後方散乱波およびノイズの統計量を決定し、カルマンフィルタを適用する。このカルマンフィルタには、各領域における高精度なノイズ低減を実現するために、文献 [6] の SAR 画像モデルおよび文献 [9] の原画像

モデルを組み合わせて改良したカルマンフィルタを用いる。本稿では、まずこのカルマンフィルタを説明した後、提案手法について説明する。その後、シミュレーション画像および実際の SAR 画像に適用し、提案手法の有効性を確認する。

2 カルマンフィルタ

本章では、提案手法で用いるカルマンフィルタについて説明し、提案手法の説明のための準備を行う。カルマンフィルタアルゴリズムは原画像のモデルおよび観測画像のモデルより導出されるため、以下にそれぞれについて説明する。

2.1 原画像のモデル

2次元カルマンフィルタにより画像を処理する際、画像は、着目画素とその周囲の画素との空間的な依存度を考慮し、AR (autoregressive) モデルで表される。実際の画像では、この AR モデルの推定に用いられる画素の範囲に、非因果的 (全平面) モデルが適するが、従来の2次元カルマンフィルタでは因果性を満たすために半因果的 (半平面) モデルが広く用いられる。提案手法は、この画像モデルに文献 [9] で提案された因果性を保持した全平面モデルを用いる。画像モデルは次式で示される。

$$X(k) = AX(k-1) + U(k) \quad (1)$$

ここで、 $X(k) = [X_0(k), X_1(k), \dots, X_8(k)]^T$ は k 時刻の状態変数であり、要素 $X_i(k)$ は図 1(a) に示す位置の画素を示す。 $U(k)$ は $X_i(k)$ と同位置にある白色駆動ノイズ $U_i(k)$ を要素とするベクトルである。画像の左から右へを時間の流れと対応付けることにより、この状態変数 $X(k)$ は、画像上を図 1(b) に示すように遷移する。この状態変数 $X(k)$ の内、 X_5, X_6, X_7, X_8 の要素の推定が同時に行われ、 $X_i, i = 0, 1, 2, 3, 4$ の画素は前の時刻に推定された画素が遷移したものとなる。最終的な推定値である $X_8(k)$ が周囲の画素 $X_i(k-1), i = 0 \dots 8$ により推定されるため全平面モデルとよばれる。 X_5, X_6, X_7 の推定は X_8 を推定するための周囲の画素を与えるために行われ、因果性を満たすように過去 (左側) の画素を用いて推定が行われる。それぞれの推定に用いられる画素を表 1 に示す。

表 1: 推定に用いられる画素

Filtered Block	Support
$X_5(k)$	$X_i(k-1), i = 4, 5, 6, 7$
$X_6(k)$	$X_i(k-1), i = 6$
$X_7(k)$	$X_i(k-1), i = 4, 5, 6, 7$
$X_8(k)$	$X_i(k-1), i = 0, 1, 2, 3, 4, 5, 6, 7, 8$

2.2 観測画像のモデル

提案手法では、スペckルの乗法性が成り立たない場合においてもノイズ低減を可能とするために、乗法性お

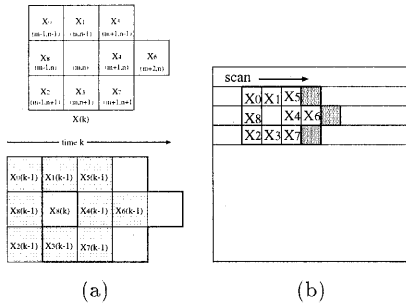


図 1: 状態の遷移

および加法性ノイズを考慮した SAR 画像のモデルを用いる。この SAR 画像モデル $y(m, n)$ は次式で表される [6]。

$$y(m, n) = [\gamma(m, n) \cdot x(m, n)] * h(m, n) + v(m, n) \quad (2)$$

ここで $**$ は 2 次元のたたみこみを示す。また、 $h(m, n)$ はレーダの point spread function (PSF), $\gamma(m, n)$ は非零平均 μ_γ および分散 σ_γ をもつ乗法性ノイズを表す。 $v(m, n)$ は零平均加法性ノイズ、 $x(m, n)$ は原画像を示す。式 (2) より、乗法性および加法性ノイズを考慮した観測画像モデルを式 (3) のように与える。

$$Y(k) = HG(k)X(k) + V(k) \quad (3)$$

ここで $Y(k)$ は観測ベクトルであり、要素 $Y_i(k)$ は $X_i(k)$ と同位置の観測値を示す。同様に $V(k)$ は加法性雑音からなるベクトルである。 $G(k)$ は乗法性ノイズ $\gamma(m, n)$ からなる対角マトリクスであり、 H はレーダの PSF を示す $h(m, n)$ で定義されるマトリクスである。ここで次式が成り立つとする。

$$\begin{aligned} E[U(k)] &= 0 \\ E[V(k)] &= 0 \\ E[G(k)] &= \mu_\gamma I \\ E[U(k)U^T(l)] &= \sigma_u^2 I \delta(k, l) \\ E[V(k)V^T(l)] &= \sigma_v^2 I \delta(k, l) \\ E[G(k)G(l)] &= \sigma_\gamma^2 I \delta(k, l) + \mu_\gamma^2 I \end{aligned}$$

ここで、 $\delta(k, l)$ は Kronecker delta 関数である。

2.3 カルマンフィルタ方程式

式 (1) で示される原画像モデル、および式 (3) の観測画像モデルに基づき、乗法性ノイズおよび加法性ノイズを考慮したカルマンフィルタ方程式は次のようなる。

$$P_b(k) = AP_a(k-1)A^T + \sigma_u^2 I$$

$$\begin{aligned} K(k) &= \mu_\gamma P_b(k)H^T R_z^{-1}(k) \\ R_z(k) &= E[\{Y(k) - \mu_\gamma H \hat{X}(k)\} \{Y(k) - \mu_\gamma H \hat{X}(k)\}^T] \\ &= \mu_\gamma^2 H P_b(k)H^T + \sigma_\gamma^2 (\sigma_x^2 + \mu_x^2) H H^T + \sigma_v^2 I \\ \hat{X}(k) &= A \hat{X}(k-1) \\ \hat{X}(k) &= \hat{X}(k) + K(k)[Y(k) - \mu_\gamma H \hat{X}(k)] \\ P_a(k) &= [I - \mu_\gamma K(k)H]P_b(k) \end{aligned}$$

ここに、 $P_b(k)$ と $P_a(k)$ は次式で与えられる推定誤差共分散行列である。

$$\begin{aligned} P_b(k) &= E[(X(k) - \hat{X}(k))(X(k) - \hat{X}(k))^T] \\ P_a(k) &= E[(X(k) - \hat{X}(k))(X(k) - \hat{X}(k))^T] \end{aligned}$$

また、 K はカルマンゲイン、 $\hat{X}(k)$ は予測推定値、 $\hat{X}(k)$ は状態変数 $X(k)$ のろ波推定値である。この状態変数の推定値の要素、 $\hat{X}_s(k)$ が最終的に保存される推定値となる。

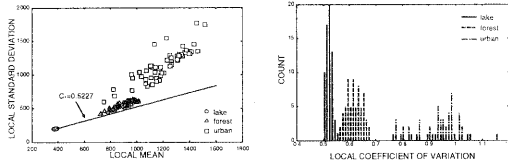
SAR 画像において原画像の平均 μ_x 、分散 σ_x^2 および式 (2) で定義した μ_γ 、 σ_γ^2 、 σ_v^2 は未知なパラメータであり、処理の際にはそれらを推定する必要がある。次章でのべる提案手法では、これら未知パラメータをテクスチャにより分類された領域ごとに決定し、SAR 画像中の後方散乱波およびスペckルの非定常性を考慮した処理を実現する。

3 提案手法

提案手法では、SAR 画像中の後方散乱波およびスペckルは非定常であるが、テクスチャにより分類される領域内では定常であるとみなす。この仮定より、2.3 で明らかにしたカルマンフィルタに必要なパラメータ、すなわち後方散乱波およびノイズの統計量を領域毎に決定し、適応的な処理を実現する。本章では、領域の分類方法、パラメータの推定法および本手法のアルゴリズムについて述べる。

3.1 領域の分類

本手法では、局所窓において算出される統計量を、その窓の中心画素の特徴量とし、これに基づき領域を分類する。まず、 t_0 で示す位置を中心とした矩形窓中の画素の平均を $\mu_{y'}$ 、標準偏差 $\sigma_{y'}$ およびそれらの比で定義される局所係数 $C_A(t_0) = \sigma_{y'}/\mu_{y'}$ に着目することにより、SAR 画像が類似したテクスチャをもつ領域に分類可能であることを示す。1 ルック SAR 画像の、湖、森、都市の各地域において、 33×33 の大きさの矩形窓を用いて、 $\mu_{y'}$ および $\sigma_{y'}$ を算出した結果を図 2(a) に示し、これらの比として算出される局所係数の頻度分布を図 2(b) に示す。



(a) 平均と標準偏差 (b) 局所係数の頻度分布

図 2: 1 ルック SAR 画像における局所統計量

図に示されるように、地域の違いは局所平均および標準偏差、そして局所係数の値に明確な違いを示し、それぞれの算出値は領域毎に類似したものとなる。この特性を利用し、類似する算出値を集まりに分けることにより、領域の分類を行うことが可能である。本手法では、矩形窓内で算出された局所平均、局所標準偏差および局所係数を成分とするベクトルを、その矩形窓の中心画素における特徴量とする。この特徴量を、各集まりに所属する特徴量の平均値と、個々の特徴量の平均 2 乗誤差が最小となるように 3 つの集まりに分類することで、領域の分類を行う。この分類には、文献 [10] のアルゴリズムを利用する。分類する領域は、水域などの振幅が平坦な領域、森および耕作地等の中程度の变化をもつテクスチャ領域、都市等の強い変化をするテクスチャ領域の 3 つとした。

局所統計量の算出に使用する矩形窓は、ノイズによる分類精度の劣化を防ぐために平均画素数を大きくとるのが望ましい。しかしながら、窓を大きくとると、異なる領域が窓内に同時に含まれる場合があり、領域の境界部分において分類の精度が劣化する。以上の問題より、局所統計量の算出に、図 3(a) に示す窓(窓の平均 μ_g 、標準偏差 σ_g) およびこれを図 3(b) に示す 9 つに分割した小窓(各小窓の平均 μ_i 、標準偏差 σ_i) を同時に用いる。これら

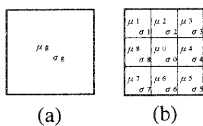


図 3: 局所統計量の算出に用いる窓

の統計量には次式の関係が成り立つ。

$$\frac{E[\sigma_g^2]}{E[\mu_g^2]} = \frac{\sigma_g^2}{\mu_g^2 + \text{VAR}[\mu_i]} + \frac{\mu_g^2}{\mu_g^2 + \text{VAR}[\mu_i]} - 1 \quad (4)$$

境界では小窓間の平均の差異、すなわち $\text{VAR}[\mu_i] (i = 0, \dots, 8)$ が大きくなるため、 $(\frac{\sigma_g}{\mu_g})^2 > (\frac{E[\sigma_g^2]}{E[\mu_g^2]})$ となる。これより $(\frac{\sigma_g}{\mu_g})^2 - (\frac{E[\sigma_g^2]}{E[\mu_g^2]}) > \varepsilon$ の時、境界であると判断し、境界では σ_0/μ_0 を、それ以外の場合には $\sigma_i/\mu_i (i = 0, \dots, 8)$ のメディアン値を窓の中心画素の局所統計量とする。このように、メディアン値をとることによりノイズによる

分類精度の劣化を回避し、かつ境界の判定を導入することで境界部分における分類精度を向上させることが可能である。

3.2 パラメータの推定

2.3 で明らかにした未知パラメータ $\sigma_x^2, \mu_\gamma, \mu_\gamma, \sigma_\gamma^2$ および σ_v^2 の推定方法を以下に述べる。

原画像と乗法性ノイズおよび加法性ノイズのそれぞれが独立であるとする、式 (2) より次式が成り立つ。

$$\begin{aligned} \sigma_y^2 &= \sigma_x^2(\mu_\gamma^2 + \sigma_\gamma^2) + \mu_x^2\sigma_\gamma^2 + \sigma_v^2 \\ \mu_y &= \mu_\gamma\mu_x \end{aligned}$$

この式を用いることにより、5 つの未知パラメータの内 3 つの値を決定すれば他の値は一意に決定することが可能である。パラメータは、 $\sigma_x^2, \mu_\gamma, \sigma_\gamma^2$ を探索範囲の中で変化させ、これら値により導出されるカルマンフィルタが漸近安定かつ、 $\sigma_v^2 \geq 0$ なる条件を満たす値を、最適推定値の候補とする。カルマンフィルタが漸近安定の条件を満たす場合、カルマンフィルタ方程式より導出される以下のリカッチ方程式の解が収束する。

$$P_b(k+1) = A\{P_b(k) - \mu_\gamma^2 P_b(k) H^T R_c^{-1} H P_b(k)\} A^T + \sigma_u^2 I$$

これより、フィルタの漸近安定性をリカッチ方程式の収束により判断する。

3.3 提案手法のアルゴリズム

処理は以下の手順でおこなう。

(1) 領域の分類: 画像上を矩形窓を用いて走査し、算出される特徴量により 3 つの領域に分類する。この分類は、3.1 で述べた方法で行う。分類後の領域のうち、面積の小さな領域は近接の面積の大きな領域に統合し、この結果を分類結果とする。

(2) 各領域におけるパラメータの決定: 分類された領域ごとにフィルタに必要なとされるパラメータを決定する。3.2 で述べた条件を満たすパラメータが、処理に用いられる候補として得られる。ここで、パラメータの探索範囲および、探索するパラメータ値の量子化幅が問題となるが、 μ_γ および σ_γ^2 の値については、スペックルの理論的な値の近傍に変化させる範囲を限定することが可能である。また、シミュレーション画像の処理において、条件を満たすパラメータを用いた処理効果に大きな差は見られなかった。これより、条件を満たすパラメータ値の中における任意の値を処理に用いる値として決定する。

(3) カルマンフィルタ処理: 各領域で求めたパラメータを用いてカルマンフィルタを適用する。処理は画像の上下左右の 4 方向に沿って行い、これらの平均を処理結果とする。

(4) 合成: (1) により分類された領域毎に、(2) で算出したパラメータを用いて (3) の処理を行い、得られた 3 つ

表 2: テスト画像の各領域のノイズ

領域	1	2	3
画素数	17193	22383	25960
分布	レイリー	ガウス	ガウス
μ_γ	0.88	1.20	1.00
σ_γ^2	0.21	0.36	0.25

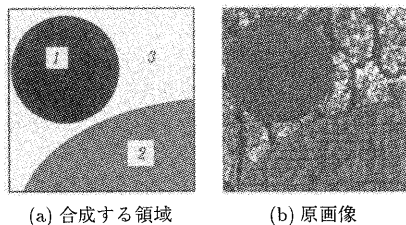


図 4: テスト画像

の領域を合成する。各領域を合成した画像を最終的な処理画像とする。

4 実験

提案手法を画像に適用し、ノイズ低減の効果について評価をおこなう。SARではノイズを含まない原画像が存在しないため、定量的な評価を行うことは困難である。これより、まず人工的に作成した画像に対する適用結果よりノイズの低減効果を定量的に評価する。つぎに、実際の SAR 画像に適用し有効性を確認する。また参考として、代表的なスペックルノイズフィルタの一つである Lee のフィルタ [5] を同様に適用した結果も併せて示す。

4.1 テスト画像を用いた提案手法の評価

実際の SAR 画像と同様なテクスチャの変化を含んだ画像における評価を行うために、図 4(a) に示した番号の領域に 3 枚のクスチャ画像を配置し原画像を作成する。この原画像を図 4(b) に示す。ノイズの性質の変化に対する処理手法の適応性を評価するため、この原画像の各領域には異なる乗法性ノイズを付加しテスト画像を作成する。振幅データを示す SAR 画像中において、理論上スペックルはレイリー分布に従うことから、領域 1 においてはレイリー分布に従う乗法性ノイズを、その他の領域では平均と分散がそれぞれ異なるガウス分布に従う乗法性ノイズを付加した。これらの統計量を表 2 に示す。ノイズを付加し作成したテスト画像を図 5(a) に示す。

図 5(b) に提案手法における領域分割結果を示す。この結果より、異なるテクスチャをもつ領域がそれぞれ分類されていることがわかる。また、テスト画像に提案手法を適用した結果および Lee のフィルタを適用した結果を

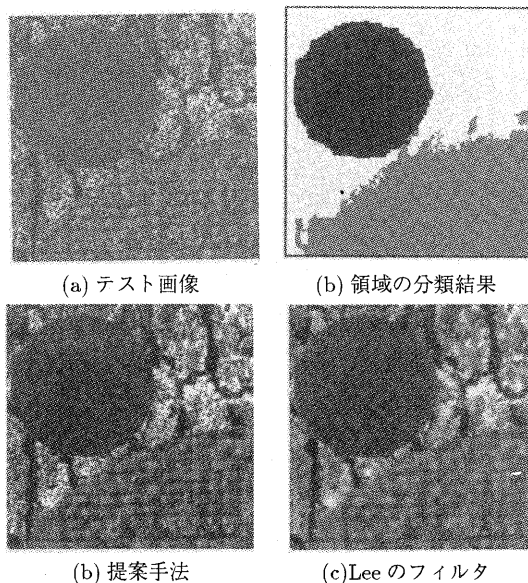


図 5: テスト画像の処理結果

表 3: 各領域の処理結果の SNR(dB) 比較

	領域 1	領域 2	領域 3	全体
テスト画像	-8.94	-4.28	1.95	1.54
Lee フィルタ結果	-1.41	1.25	5.77	5.90
提案手法結果	0.42	5.41	7.77	8.29

図 5(c) および (d) に示す。Lee のフィルタでは、平坦な領域 1 において十分な平滑化が行われているが、領域 2 においてはぼけが生じている。一方、提案手法による処理結果では、各領域のテクスチャの構造を保持したままノイズの低減が行われている。また、表 3 に示した各領域における SNR の比較から、提案手法がそれぞれの領域において高いノイズ低減効果を示しており、領域の後方散乱波およびノイズの変化に適応した処理が可能であることが確認される。

4.2 SAR 画像への適用

つぎに、提案手法を 6(a) に示す 1 ルック SAR 画像に適用する。画像中の地域は山中湖およびその周辺である。

提案手法による分類結果を図 6(b) に示し、提案手法および Lee のフィルタを適用した結果を図 6(c) および (d) に示す。Lee のフィルタによる処理結果では、湖面の領域において十分なノイズの低減がなされているが、図 6(b) 中の白色で分類された部分では、コントラストが高いために観測値が保持され、スペックルが除去されていない。

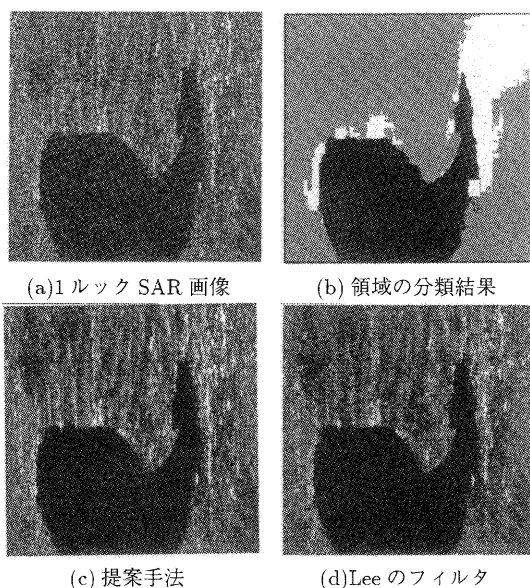


図 6: 1 ルック SAR 画像

その他の領域において胡麻塩上の濃淡の平滑化が行われているが、処理後の画像に不自然さを残している。一方、提案手法による処理結果では、分類された各領域において、視覚的な自然さを保ったまま、胡麻塩状の濃淡が十分に低減されており、図中左上部の縦方向にはしる起伏を明確に判断できる。

5 まとめ

本文では、SAR 画像中では後方散乱波のみならずスペckルも非定常であることを考慮し、カルマンフィルタを用いたノイズ低減手法を提案した。テクスチャによる領域の分類を行い、その領域内では定常という仮定の下に後方散乱波およびノイズを決定し、適応的な処理を行う。提案手法で用いるカルマンフィルタ処理には、各領域において高精度なノイズ低減を実現するために、スペckルの性質の変化に対応可能な乗法性および加法性の観測画像のモデルおよび全平面モデルによる原画像のモデルを組み合わせ導出したカルマンフィルタを用いる。テスト画像および SAR 画像に対する処理結果より、提案手法が画像の持つ特徴を保持したまま、視覚的にも自然なノイズの平滑化が可能であることが示された。また提案手法において、フィルタのパラメータの決定についての条件を示したが、処理効果のさらなる向上および処理の効率化のための理論的な考察が今後の課題である。

謝辞

本研究で用いた SAR 画像は NASA/EORC より提供

していただいた CD-ROM より得た。ここに謝意を表明する。

参考文献

- [1] J. Goodman: "Some fundamental properties of speckle," *J. Opt. Soc. Am.*, vol. 66, no. 11, pp.1145-1150, 1976.
- [2] V. S. Frost, J. A. Stiles, K. S. Shanmugan and J. C. Holtzman, "A model for radar images and its application to adaptive digital filtering of multiplicative noise," *IEEE Trans. Pattern Anal. Machine Intel.*, vol. PAMI-4, no. 2, pp.157-166, 1982.
- [3] D. T. Kuan, A. A. Sawchuk, T. C. Strand and P. Chavel, "Adaptive noise smoothing filter for images with signal-dependent noise," *IEEE Trans. Pattern Anal. Machine Intel.*, vol. PAMI-7, no. 2, pp.165-177, 1985.
- [4] J. S. Lee: "Digital image enhancement and noise filtering by use of local statistics," *IEEE Trans. Pattern Anal. Machine Intel.*, vol. PAMI-2, no. 2, pp.165-168, 1980.
- [5] J. S. Lee: "Speckle suppression and analysis for synthetic aperture radar image," *Opt. Eng.*, vol. 25, no. 5, pp.636-643, 1986.
- [6] M. R. Azimi-Sadjadi and S. Bannour: "Two-dimensional adaptive block Kalman filtering of SAR imagery," *IEEE Trans. Geosci. Remote Sensing*, vol. 29, no. 5, pp.742-753, 1991.
- [7] M. Tur, K. Chin and J. Goodman: "When is speckle noise multiplicative?," *Appl. Opt.*, vol. 21, no. 7, pp.1157-1159, 1982.
- [8] A. Lopes, R. Touzi and E. Nezry: "Adaptive speckle filters and scene heterogeneity," *IEEE Trans. Geosci. Remote Sensing*, vol. 28, no. 6, pp.992-1000, 1990.
- [9] S. Citrin, M. R. Azimi-Sadjadi: "A full-plane block Kalman filter for image restoration," *IEEE Trans. Image Processing*, vol. 1, no. 4, pp.488-494, 1992.
- [10] Y. Linde, A. Buzo, R. Gray, "An algorithm for vector quantizer design," *IEEE Trans. Commun.* vol. COM-28, no. 1, pp.84-95, Jan. 1980.
- [11] F. Ulaby, F. Kouyate, B. Brisco, "Textural information in SAR images," *IEEE Trans. Geosci. Remote Sensing*, vol. GE-24, no. 2, pp.235-245, 1986.