

Wavelet과 Morphology Median 필터를 이용한 선박용 Radar 탐지 효율 향상을 위한 연구

정 기 룡*

*한국해양대학교 운항시스템공학부 부교수

A Study on Enhancing Ship's Radar Detecting Efficiency by Wavelet and Morphology Median Filter

Gi-Ryong Jeong*

*Division of Ship Operation Systems Engineering, College of Maritime Sciences, Korea Maritime University

요 약 : 해면에 난반사되어 돌아오는 신호는 잡음이 되는데, 이를 클러터(Clutter)라 한다. 클러터는 레이더 화면에 백색 가우시안 잡음과 같은 형태로 나타나게 되며, 이들은 선박용 레이더의 탐지 효율을 저하 시킨다. 따라서 클러터 제거를 위한 연구는 안테나의 개선 또는 여러 종류의 필터 등을 통해 활발하게 진행되고 있다. 본논문에서는 선박 레이더의 탐지 효율을 향상을 위하여, 웨이브렛(Wavelet)과 수리형태학(Morphology)의 3×3 SQ(Square) 형태소를 적용한 매디언 필터를 사용하여 조난 또는 구조 선박의 수색을 용이하게 할수 있는 알고리즘을 제안한다.

핵심용어 : 웨이브렛, 수리형태학, 다해상도분해

Abstract : Irregular reflected signals on a sea surface make clutters to a ship's radar image. Clutters are similar to Gaussian white noises which are very harmful for detecting objects at sea by a ship's radar. To remove the clutter effects, many papers show the algorithms by antenna, filters, and so on. This paper shows a new algorithm which uses Wavelet and Morphology median filter concepts for removing clutter and enhancing image in order to detect well a distressed or being rescued ship in a rough weather condition at sea.

Key words : Wavelet, Morphology, MRA(Multi-resolution Analysis)

1. 서 론

선박용 레이더는 해상 상태가 나쁠 때에는 해면으로부터 난반사되는 전파의 양이 많아 지는 바, 이들은 잡음 형태로 레이더 영상에 나타나는데 이를 클러터(Clutter)라 한다. 이들은 레이더의 선박 탐지 효율을 저하시키는 요인이 되므로, 이에 대한 개선을 위한 연구가 활발하게 이루어지고 있다.

본 논문에서는 선박용 레이더의 클러터를 감소시켜 레이더 영상을 이용한 선박 탐지 효율을 향상시키는 알고리즘을 연구하고자 다음과 같이 웨이브렛[1]~[8]과 수리형태학[9]~[11]을 결합하고 있다.

웨이브렛 변환(Wavelet Transform)은 지진파 해석에서 시작하여 순수 및 응용 수학자인 Meyer, Grossmann, Coifman, Morlet 등에 의해 harmonic analysis, 편미방 및 spline 등에

적용을 목적으로 발전되었다. 이후 Mallat[6] 및 Daubechies [3],[7] 등에 의해 신호 처리분야로 이론적 기초 마련과 응용이 시작되었고, 영상 압축을 위한 여러 단계의 주파수 변환 목적으로 이용되고 있다. 특히 이 변환의 특징은 시간과 주파수에 대해 국부성(locality)을 가지고 신호를 표현할 수 있어 비정상 과정(non-stationary)을 가지는 영상 신호를 해석함에 유리하다.

한편 수리형태학(Morphology)은 집합론에 기반을 둔 G. Matheron과 그 이론을 발전시킨 J. Serra, P. Maragos, E. R. Dougherty와 M. Halalick[9] 등에 의하여 체계적으로 발전되었다. 이것은 비선형적인 신호 처리로 잡음 제거시에 유용한 알고리즘으로 이진영상을 위한 것과 그레이 영상에 적용하는 두 가지 처리가 있다.

즉, 웨이브렛은 여러 단계의 주파수 변환이라는 것이 효율적이다. 따라서 본 논문에서는 클러터(Clutter) 또는 가우시안 잡음을 가진 레이더 영상의 잡음 제거 및 영상 향상을 목적으로 클러터 영상을 여러 주파수 성분으로 분할하여 각 영상을 복원

* 정희원, jeongr@hanara.kmaritime.ac.kr, 051)410-4244

하며, 여기에 잡음 제거용 수리형태학을 이용한 메디언 필터 처리를 함으로서 조난 선박의 구조 활동시 선박용 레이더 영상을 여러 측면에서 분석 할 수 있는 효율적인 알고리즘을 제안한다.

본 논문에서 제안한 알고리즘의 처리 과정은 다음과 같다. 첫째 레이더 스케너에서 들어오는 아나로그 신호를 디지털로 변환 시켜 픽셀당 8비트의 오리지널 레이더 영상 데이터를 획득한다. 둘째 오리지널 영상에 웨이브렛 변환하여 저주파(L; low) 부분과 고주파(H; high) 부분으로 분해한다. 셋째 저주파 부분과 고주파 부분에 다시 웨이브렛 변환을 하여 LL(low low)과 HL(high low), LH(low high), HH(high high)으로 분할한다. 넷째 각 영역별로 분해된 부분을 다시 웨이브렛 역변환을 한다. 다섯째 수리형태학을 이용한 3x3 SQ (square) 형태소를 이용한 메디언 필터를 사용하여 가우시안 형태의 잡음인 클러터를 효율적으로 제거하는 알고리즘을 보인다. 이렇게 하면 실험 및 고찰 결과에서 보이듯이 여러 단계로 영상을 분석할 수 있다. 이것은 해상에서의 기상 상태 악화로 인하여 난반사가 심한 해상 상태에서 선박용 레이더 영상을 이용하여 조난 선박을 식별하는데 효율적으로 사료된다.

2. 웨이브렛

웨이브렛의 주된 개념[3],[7]은 $\Psi(x)$ 로 정의되는 함수를 번역(Translation)시키고 불림(Dilation) 및 축소(Scaling)시킴으로써 얻어지는 함수들의 집합을 말한다. 어떤 신호 $f(x)$ 의 웨이브렛 변환은 아래 식과 같다.

$$W(a, b) = \frac{1}{\sqrt{|a|}} \int_{-\infty}^{\infty} \Psi\left(\frac{x-b}{a}\right) f(x) dx \quad (1)$$

여기서 Ψ 는 mother wavelet 이며, 매개 변수 a, b 는 두 개가 모두 실수일 경우 CWT (Continuous wavelet transform)이며, a, b 가 모두 정수일 때 DWT (Discrete wavelet transform)이다.

공간 V_{m-1} 에서 V_m 의 직교 여집합(orthogonal complement)을 W_m 이라 놓으면 다음과 같다

$$V_{m-1} = V_m, \quad W_m \perp V_m \quad (2)$$

임의 공간 V_m 에서 m 이 자연수(Z)의 집합이면 $m \in Z$ 이다. 그리고 V_{m-1} 이 V_m 을 포함하는 MRA (Multi-resolution analysis) [3],[8]의 성질을 갖고, V_m 이 직교여집합(orthogonal complement) W_m 을 갖는다면 다음과 같은 수식으로 표현된다.

$$V_{m-1} = V_m \oplus W_m \quad (3)$$

여기서 \oplus 는 불림(Dilation) 연산이다.

또한 $L^2(R)$ 이 모든 W_m 의 집합이라 하면 식(4)의 관계를 가진다.

$$L^2(R) = \bigoplus_{m \in Z} W_m \quad (4)$$

대표적으로 사용되는 웨이브렛에는 다음과 같은 Haar 웨이브렛과 Daubechies 웨이브렛이 있다.

2.1 Haar Wavelet

$$\psi_2(x) = \begin{cases} 1, & x \in [0, \frac{1}{2}), \\ -1, & x \in [\frac{1}{2}, 1), \\ 0, & \text{otherwise} . \end{cases} \quad (5)$$

$$\psi_2(x) = c_0 \phi(2x) + c_1 \phi(2x-1) \quad (6)$$

여기서, 계수 $c_0 = c_1 = 1$ 이다.

따라서

$$\psi_2(x) = \phi(2x) + \phi(2x-1) \quad (7)$$

이것은 Haar[2],[3] 웨이브렛을 말하며, 함수 ψ_{mn} 의 집합들은 $L^2(R)$ 의 정규 직교 기저로 이루어져 있다.

2.2 Daubechie Wavelet

$$c_0 = \frac{1+\sqrt{3}}{4}, \quad c_1 = \frac{3+\sqrt{3}}{4}, \quad c_2 = \frac{3-\sqrt{3}}{4}, \\ c_3 = \frac{1-\sqrt{3}}{4} \quad (8)$$

따라서,

$$\psi_4(x) = c_0 \phi(2x) + c_1 \phi(2x-1) + c_2 \phi(2x-2) \\ + c_3 \phi(2x-3) \quad (9)$$

이것은 Daubechies[3],[7] 웨이브렛을 말하며, 함수 ψ_{mn} 의 집합들은 $L^2(R)$ 의 정규 직교 기저로 이루어져 있다.

2.3 웨이브렛을 이용한 영상의 분해와 복원

웨이브렛 변환을 이용한 영상의 분해 및 복원에 대한 것은 다음의 1차원과 2차원에 대한 Mallat 피라미드[6] 알고리즘을 이용한다.

1) 1차원 알고리즘

1차원 데이터 a^j 의 웨이브렛 분해와 복원 절차는 그림 1과 그림 2와 같다.

(1) 분해 (Decomposition)

$$a^j \rightarrow L_j \rightarrow a^{j-1} \rightarrow L_{j-1} \rightarrow a^{j-2} \rightarrow L_{j-2} \rightarrow \dots \rightarrow a^0 \\ H_j \searrow \quad H_{j-1} \searrow \quad H_{j-2} \searrow \quad H_1 \searrow \\ b^{j-1} \quad b^{j-2} \quad b^{j-3} \quad b^0$$

Fig. 1 1 dimensional Wavelet decomposition

(2) 복원 (Reconstruction)

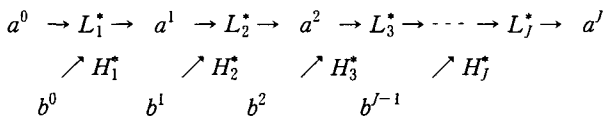


그림 2 1 dimensional Wavelet reconstruction

2) 2차원 알고리즘

이차원 영상을 웨이브렛 변환시, 그림 3과 같은 정규 직교 기저 (basis) 가 필요하며, 가로 세로가 각각 2^j 크기의 영상 a^j 을 웨이브렛 분해한 결과의 주파수 특성은 그림 4(b),(c)와 같다. 그림 4(b)에서 a^{j-1} 는 순수한 저주파 성분이며, d_1^{j-1} , d_2^{j-1} , d_3^{j-1} 에는 고주파 성분이 포함되어 있다.

(1) 분해 (Decomposition)

2차원 영상의 분해는 식(10)으로 나타낼 수 있으며, 이에 대한 것은 그림 4(b)에서 보이고 있다. 그리고 각 영역은 그림 4(c)와 같이 LL(low-low), LH(low-high), HL(high-low), HH(high-high)의 4개의 서로 다른 주파수 성분 영역으로 분할된다.

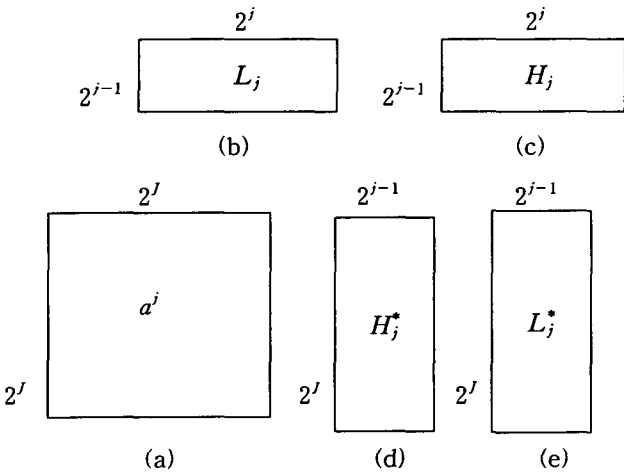


Fig. 3 2 dimensional Image and its orthogonal basis of 2 dimensional Wavelet transformation (a) original image (b),(c),(d) and (e) is each orthogonal basis

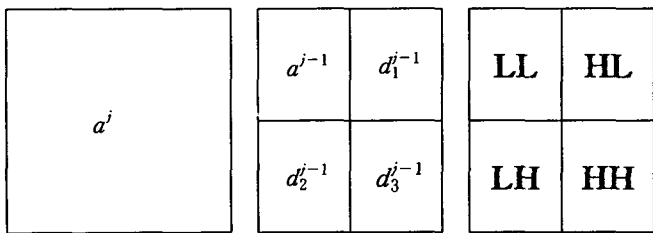


Fig. 4 Result of Wavelet decomposition and characteristics of 4 frequency regions each

$$a^{j-1} = L_j a^j L_j^T$$

$$d_1^{j-1} = L_j a^j H_j^T$$

$$d_2^{j-1} = H_j a^j L_j^T$$

$$d_3^{j-1} = H_j a^j H_j^T$$

(10)

(2) 복원(reconstruction)

웨이브렛 2차원 복원 관계는 다음과 같다.

$$\begin{aligned}
 a^j &= L_j^* a^{j-1} L_j^{*T} + L_j^* d_1^{j-1} H_j^{*T} \\
 &+ H_j^* d_2^{j-1} L_j^{*T} + H_j^* d_3^{j-1} H_j^{*T}
 \end{aligned}$$

(11)

3. 그레이스케일 형태학(Grayscale Morphology)

3.1. 형태소(SE: structuring element) 종류

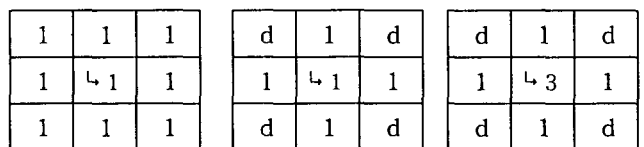
다치 영상을 수리 형태학적[9],[10],[11]으로 연산 처리할 때, 본 논문에서는 3x3 크기이며 기준점(4)에서 대칭인 형태소는 그림 5(a)의 3x3 SQ(square)로 표시하고, 3x3 크기의 십자형 형태소는 그림 5(b)의 3x3 RH(rhombus)로 표시하며 반복적 수리 형태학에 적용하는 형태소(SE)인 3x3 RH 형태소의 기준점(4)의 값에 3으로 표시한 3x3 십자형 형태소를 그림 5(c)의 3x3 RHR(rhombus for recursive morphology)로 각각 표시한다.

그림 5에서 보인 형태소에서 기준점(4)이 1인 것은 해당 부분의 픽셀 값을 한번 사용하는 것이고, 3은 해당 부분의 픽셀 값을 세 번 사용함을 나타낸다. 그리고, 기준점(4) 이외의 d는 해당 부분의 픽셀값을 고려하지 않아도 되는 것을 나타낸다.

그림 5에서 보인 형태소 이외에도 여러 종류의 형태소가 있으며, 경우에 따라서는 유클리디언 거리 개념을 조합시킨 형태소를 사용할 수도 있다.

3.2 Gray scale Morphology 기본 연산

f의 umbra는 $U[f]$ 로 표시되며 그림 6(b)와 같다. X의 top surface는 $T[X]$ 로 표시하며, 다치 영상의 기본 연산도 이진 영상의 경우와 같이 불림(dilation), 녹임(erosion), 열림(opening), 붙임(closing)의 4종류[9]가 있다.



(a) 3x3 SQ (b) 3x3 RH (c) 3x3 RHR

Fig. 5 Structuring elements

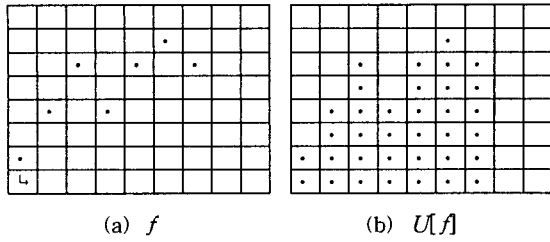


Fig. 6 Relation of function and its umbra

3.2.1 불림(dilation)

형태소 g 에 의한 f 의 불림은 $f \oplus g$ 로 정의되며, 이를 umbra와 top surface 개념의 수식으로 표현하면 식(12)과 같다.

$$f \oplus g = \pi[\mathcal{U}f \oplus \mathcal{U}g] \quad (12)$$

3.2.2 녹임(erosion)

형태소 g 에 의한 f 의 녹임은 $f \ominus g$ 로 표시되고 식(13)으로 정의된다.

$$f \ominus g = \pi[\mathcal{U}f \ominus \mathcal{U}g] \quad (13)$$

3.2.3 열림(opening)

열림은 위에서 설명한 녹임과 불림을 순차적으로 이용하여 처리하는 것으로 원영상이 f 이고 형태소가 g 이면 이에 대한 연산은 식(14)이다.

$$f \cdot g = (f \ominus g) \oplus g \quad (14)$$

3.2.4 붙임(closing)

붙임은 위에서 설명한 불림과 녹임을 순차적으로 처리하는 것으로 원영상이 f 이고 형태소가 g 이면 이에 대한 연산은 식(15)이다.

$$f \cdot g = (f \oplus g) \ominus g \quad (15)$$

3.3 메디안 필터(Median filter)

메디안 필터는 윤곽선(edge)을 보존하고 잡음(noise) 제거에 유용하며 smoothing한 영상을 만드는 비선형 필터로써 성능이 우수하다. 이런 필터는 일차원과 이차원으로 잡음을 제거하는 방법을 생각할 수 있다.

수리 형태학을 사용한 경우 1차원 형태소를 움직여 가면서 그 형태소 또는 윈도우에 있는 값들을 큰 값부터 내림차순으로 정렬하여 잡음 제거용 필터로 응용할 수 있는데 이에 대한 것을 수식으로 표현하면 식(8)과 같다.

n 개의 데이터 $X_i : [i = 1, 2, 3, \dots, n]$ 의 메디안 연산을 $MED(X_i)$ 로 표시하면 식(16)와 같다.

$$MED(X_i) = \begin{cases} X_{(v+1)}, & \text{at } n = 2v + 1 \\ 1/2 (X_v + X_{v+1}), & \text{at } n = 2v \end{cases} \quad (16)$$

수리 형태학을 사용한 경우 2차원 형태소를 움직여 가면서 그 윈도우에 있는 값들을 큰 값부터 내림차순으로 정렬하여 잡음 제거용 필터로 응용할 수 있는데 이를 수식으로 표현한 것이 식(17)이다.

$$Y_{i,j} = MED \{ X_{i+r, j+s} : (r, s) \in A \} \quad (17)$$

단 $(i, j) \in Z^2$ 이며 집합 A 는 형태소 또는 필터 윈도우이며, $A \subseteq Z^2$ 을 만족한다.

4. 선박용 레이더 영상의 MRA 알고리즘

현재 사용 중인 선박용 레이더는 자체에 붙어 있는 클러터 및 잡음 제거 기능 스위치로 조정되지만 여러 주파수 성질을 갖는 영상을 따로 분석 할 수 없다. 그러나 본 논문에서 제안하는 웨이블릿과 그레이 형태학을 적용한 알고리즘을 적용하면 원하는 여러 형태 주파수 영상으로 분할 후 이것들을 다시 합성하므로 주파수에 따른 점진적인 잡음 제거 처리가 된다. 그리고 이와 같이 주파수대역 별로 합성된 영상을 수리 형태학적 메디안 필터를 적용함으로써 효율적인 잡음 제거가 가능하므로 조난 선박의 위치 포착에 효율적이라 생각된다.

본 논문에서 제안한 조난 선박 탐지를 위한 선박용 레이더 영상의 MRA (Multi - resolution analysis) 알고리즘은 그림 7과 같다. 즉 처리 방법은 첫째, 가우시안 잡음 및 클러터 영상을 포함한 선박용 레이더 영상을 Daubechies 웨이블릿 변환한다. 둘째, 주파수 대역별로 분해된 LL, LH, HL, HH 각 부분을 원하는 주파수 영역으로 선택하여 조합한다. 셋째, 조합된 영상들을 Daubechies 알고리즘으로 복원 한다. 넷째, 복원된 영상에 3x3 크기의 SQ 형태소를 적용한 메디안 필터 처리한다. 만일 위의 둘째 단계에서 4개 영역 주파수보다 더많은 주파수로 분할 하기 위해서는 해당 부분 영역에서 Daubechies 웨이블릿을 원하는 만큼 반복 할 수 있다.

그림 7에서 D4WT는 2차원 Daubechies Wavelet 변환을 하여 주파수 별로 분할하는 것을 뜻하며, RD4WT는 D4WT로 분할된 영역을 복원시키는 것을 의미한다. 그리고 Mor_Med는 수리형태학을 이용한 메디안 필터를 의미하고, 이때 사용한 형태소는 3x3 크기의 정방형 형태소인 3x3 SQ를 사용한다.

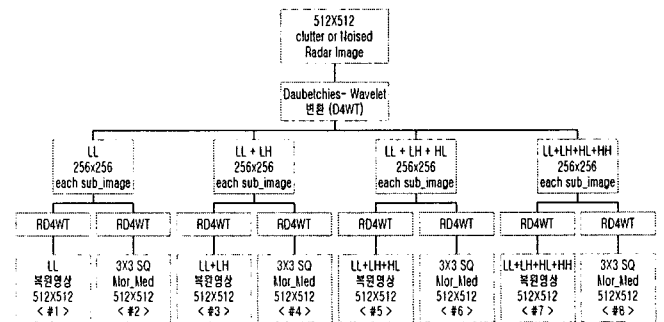


Fig. 7 Proposed MRA algorithm for ship's radar image

따라서 본 알고리즘으로 조난선박을 찾는 경우 최소 8개의 서로 다른 영상을 비교하면서 선박 구조 작업에 임할 수 있으며, 필요시는 해당 부분에 D4WT와 RD4WT를 반복 처리하면 더 많은 영상으로 구조 선박의 수색 작업을 할 수 있다.

그리고 본논문의 결과 비교시 수치적으로 원 영상과의 비교는 평균자승 오차(MSE; Mean square error)를 이용한 PSNR을 사용했다. MSE는 다음과 같다

$$MSE = \frac{1}{N^2} \sum_{m=1}^{N-1} \sum_{n=0}^{N-1} [f_1(m, n) - f_2(m, n)]^2 \quad (18)$$

식(18)에서 m 은 영상의 가로 크기이며, n 은 세로 크기를 나타내며 f_1 은 잡음이 없는 원 영상이고 f_2 는 비교 대상이 되는 MRA 알고리즘의 출력 영상들이다. 그리고 PSNR은 다음과 같다.

$$PSNR = 10 \log_{10} \frac{(255 \cdot N)^2}{MSE} \quad (19)$$

3. 실험 및 분석

본 논문에서는 선박용 레이더 영상의 클러터 및 선박 탐지 효율을 증대하기 위하여 웨이블릿과 형태학을 적용하여 실험하였고, 실험에 사용한 데이터는 한국해양대학교 실습선 한나라호 레이더에서 얻은 8비트의 그레이 영상 데이터를 사용하였다. 실제 클러터를 측정하는 것은 정량적으로 어느 정도의 클러터가 포함 되어 있는 지는 실제 한나라호 선상에서 얻은 레이더 영상 데이터로는 알 수 없으므로, 한나라호에서 얻은 신호를 잡음이 없는 오리지널(Original) 영상 신호로 간주하고, 클러터와 데이터 성질이 비슷한 가우시안 잡음을 발생시켜 512x512 크기의 영상에 10%를 가우시안 잡음을 인위적으로 만들었다. 그리고 이를 10% 클러터 영상으로 하였다.

클러터를 제거하여 선박탐지 효율을 증대시키기 위해서는 첫째, 수신된 레이더 영상을 주파수 대역 별로 분리하기 위하여 Daubechies 웨이블릿 변환을 이용한다. 둘째, 주파수 대역 별로 분리된 영상을 다시 웨이블릿 역변환을 이용하여 복원시킨다. 셋째, 주파수 대역 별로 복원된 영상을 형태학적 형태소 3x3 SQ(정방형) 형태소를 사용하여 메디언 필터 처리한다. 넷째, 위의 단계를 거쳐서 나온 8개의 영상으로 조난 선박의 위치를 찾는데 적용한다. 이에 대한 실험 결과치는 표1과 같고 이들 영상은 그림 8과 같다.

표 1에서 보이듯이 LL+LH+HL+HH 4개를 모두 합성한 결과 영상에 수리형태학 메디언 필터를 적용한 것이 가장 신호대 잡음비(PSNR)가 가장 높다. 그러나 이것은 조난 선박을 수색하는 경우 반드시 PSNR이 높다고 하여 수색 작업이 항상 좋다고는 할 수 없다. 본 알고리즘은 주파수 영역 별로 분할한 후 각 영역 별로 복원시키면 LL 또는 LL+LH, LL+LH+HL, LL+LH+HL+HH등의 여러 영상이 얻어 지므로 점진적인 잡음

Table 1 Results of proposed MRA algorithm to shi's radar image

실험 영상 및 결과 영상	PSNR	비 고	실험 영상 및 결과 영상	PSNR	비 고
Original Radar Image		512 X 512 영상			
10% 클러터 및 가우시안 잡음영상	15.70 db	512 X 512 영상	10%클러터 영상에 Median 처리	27.61 db	3x3 SQ 수리 형태학적 형태소를 이용한
그림7 <# 1>	20.26 db	LL 복원영상	그림7 <# 2>	22.89 db	
그림7 <# 3>	18.25 db	LL+LH 복원영상	그림7 <# 4>	24.25 db	Median filter 처리
그림7 <# 5>	16.98 db	LL+LH+HL 복원영상	그림7 <# 6>	24.80 db	
그림7 <# 7>	15.75 db	LL+LH+HL+HH 복원영상	그림7 <# 8>	27.64 db	

제거가 가능하다. 또한 이들 영상에 수리 형태학적 3x3 SQ를 이용한 메디언 필터를 처리함으로써 기존 방식의 레이더로 수색 작업을 하는 것보다 더욱 많은 잡음 영상을 활용할 수 있으므로 효율적인 수색 작업을 할 수 있을 것으로 생각된다.

6. 결 론

잡음 제거시 메디언 필터는 탁월한 성능을 갖고 있다. 그러나 레이더에 수신되는 클러터 신호는 경우에 따라서는 소형 선박인 경우 클러터 제거시 화면에서 없어 질 확률이 높다. 따라서 잡음을 메디언 필터를 한번 사용해서 제거하는 것 보다는 클러터 영상을 저주파 성분과 고주파 성분 영역을 분리하여 여러개의 화면을 조합할 수 있는 본 논문에서 제안한 선박용 레이더 영상의 MRA 알고리즘을 활용하는 것이 해상의 기상 상태가 나쁜 경우에 소형 선박의 구조 및 조난선박을 구조하는데 효율적이라 생각된다. 본 논문에서는 클러터 영상을 여러 개의 주파수 대역별로 화면을 분리할 수 있는 웨이블릿 변환 방식과 클러터를 제거하는데 효율적인 메디언 필터를 사용했는데 이는 실험 결과에서 보이듯이 다음과 같은 장점이 있다.

첫째, 클러터 영상을 주파수 대역별로 분석할 수 있다. 이는 고주파 성분과, 45도와 135도 방향성분, 저주파 부분 등을 원하는 대로 웨이블릿 변환하여 분석 영상을 다양하게 만들 수 있다. 즉 웨이블릿 변환을 1회 한다면 본 알고리즘으로 생성할 수 있는 분석용 영상을 8개 만들 수 있다. 이렇게 하면 소형 선박을 클러터 내에서 찾는데 실패 확률을 줄일 수 있을 것으로 생각된다.

둘째, 수리 형태학(Morphology)적 3x3 정방형(SQ) 형태소를 사용한 메디언 필터를 사용하므로 클러터 제거에 효율적이다.

그러나 웨이블릿과 수리 형태학적인 신호처리가 행해져야 되므로 실제로 조난 선박의 구조 활동에 적용하기 위해서, 신호 처리 시간을 줄일 수 있는 알고리즘과 하드웨어 개발이 요구된다.

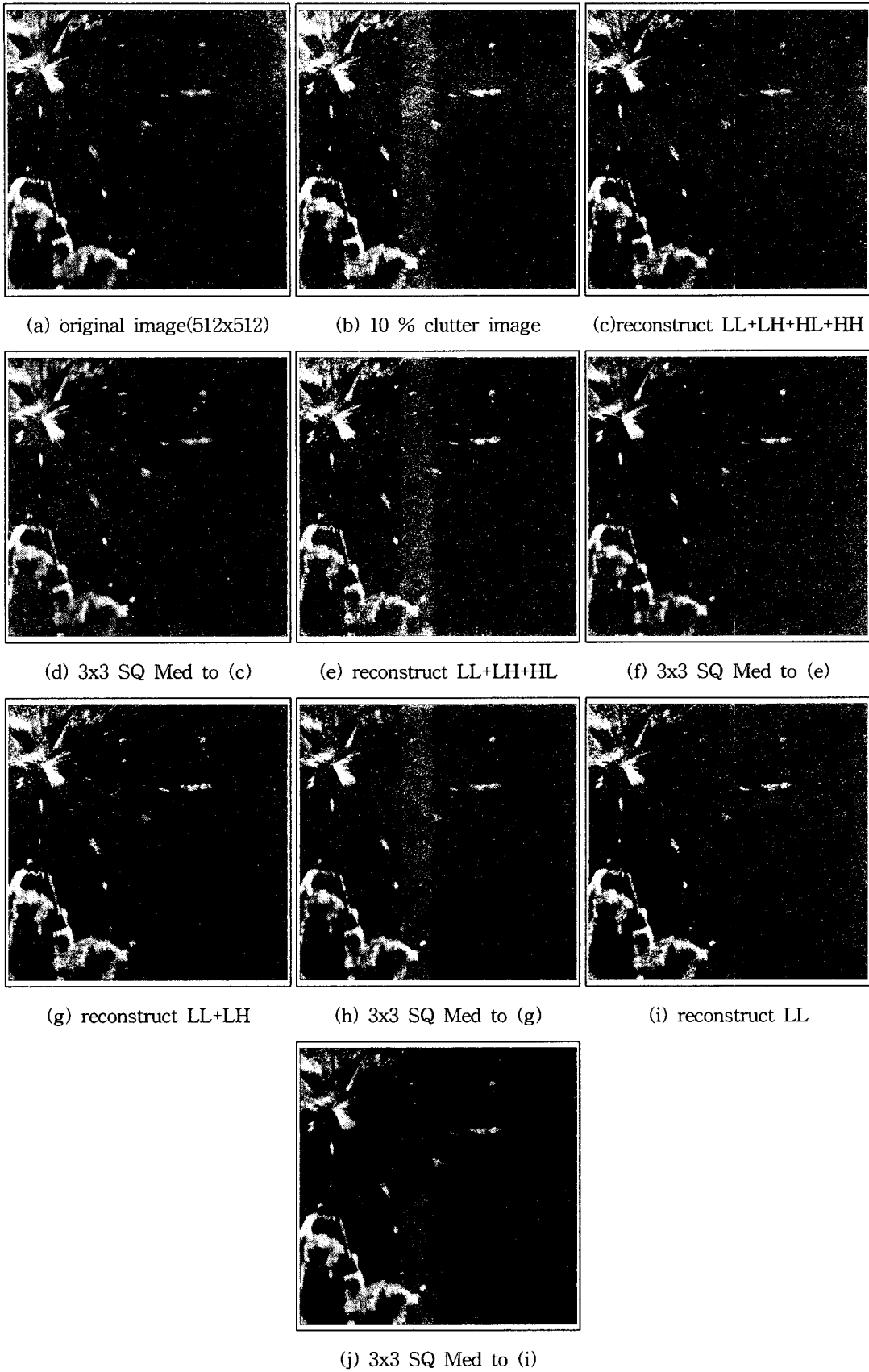


Fig. 8 Results of proposed MRA to radar clutter or gaussian noised image

참 고 문 헌

- [1] Yves Nievergel, Wavelets Made Easy, Birkhauser, 1999.
- [2] R. Todd Ogden, Essential Wavelets for Statistical Applications and Data Analysis, Birkhauser Boston, 1997.
- [3] Gilbert Strang and Truong Nguyen, Wavelets and Filter Banks, Wesley-Cambridge Press, 1996.
- [4] Charles K. Chui, An introduction to Wavelets, Academic Press, 1992.
- [5] Jung-Jae Chao and Chyi-Chyng Lin, "Sea Clutter Rejection in Radar Image Using Wavelets and Fractals", Proceedings ICIP, Vol.2 of 3, Oct., 1997.
- [6] Stephane G. Mallat, "A Theory for Multiresolution Signal Decomposition: The Wavelet Representation", IEEE Transactions on PAMI, Vol.2, No 7, July, 1989.
- [7] Ingrid Daubechies, Ten Lectures on Wavelets, Society for Industrial and Applied Mathematics Philadelphia, Pennsylvania 1992.
- [8] P. Flandrin, "Wavelet Analysis and Synthesis of Fractional Brownian Motion", IEEE Trans. Information Theory, Vol. 38, pp. 910 - 917, March, 1992.
- [9] Robert M. Haralick and Linda G. Shapiro, Computer and Vision, Vol. 1, pp. 157 - pp. 261, Addison Wesley, 1992.
- [10] Frank Y. Shih and Padmaja Puttagunta, "Recursive Soft Morphological Filters," IEEE Trans. on Image Processing, Vol. 4, No. 7, pp. 1027 - 1032, July, 1995.
- [11] 정기룡, "반복적 수리형태학을 이용한 하이브리드 메디언 필터", 한국향해학회지 제20권 제4호, pp. 99-109, 1996년 11월.

원고접수일 : 2002년 01월 16일
원고채택일 : 2002년 03월 18일