# 웨블레트령역에서 다변수꼬쉬분포를 리용한 초음파화상의 얼룩잡음제거방법의 성능평가

김 경 일

경애하는 최고령도자 김정은동지께서는 다음과 같이 말씀하시였다.

《기초과학이 든든해야 나라의 과학기술이 공고한 토대우에서 끊임없이 발전할수 있습니다.》

얼룩잡음제거는 초음파화상질과 병진단능력을 개선하는데서 매우 중요하다. 띠염웨블레트변환에 기초한 화상잡음제거의 한가지 효과적인 기술은 베이시얀MAP(maximum a posterior)추정자를 리용하는것이다.[1-4] 베이시얀MAP추정자를 리용하여 얼룩잡음을 효과적으로 제거하기 위하여서는 로그변환한 잡음없는 초음파화상과 얼룩잡음의 웨블레트 결수들에 대한 합리적인 분포함수에 기초하여 수축함수를 옳바로 선정하여야 한다. 꼬쉬분포함수가 잡음없는 초음파화상의 웨블레트결수들의 모형화에 적합한 대칭특성과 단봉형특성을 가지는 안정한 분포라는것을 밝혔으며 한변수꼬쉬분포에 기초한 수축함수와 웨블레트결수들사이의 의존성을 반영한 두변수꼬쉬분포에 기초한 수축함수를 제기하고 웨블레트령역에서 초음파화상의 잡음제거에 리용하였다.[1] 그러나 웨블레트령역에서 한변수꼬쉬분포와 다변수꼬쉬분포에 기초한 수축함수를 리용한 초음파화상의 얼룩잡음제거방법들의 성능평가를 구체적으로 하지 못하였다.

론문에서는 웨블레트령역에서 초음파화상의 얼룩잡음을 효과적으로 제거하기 위하여 다변수꼬쉬분포에 기초한 새로운 닫긴 형식의 수축함수를 제기하고 이 수축함수를 리용 한 얼룩잡음제거성능을 한변수꼬쉬분포에 기초한 수축함수를 리용한 얼룩잡음제거방법과 비교하여 평가하였다.

#### 1. 다변수꼬쉬분포에 기초한 수축함수

얼룩잡음으로 오염된 초음파화상의 수학적모형은 다음과 같다.

$$Y(k, l) = S(k, l)N(k, l)$$

$$\tag{1}$$

여기서 Y(k, l) 과 S(k, l) 은 잡음섞인 초음파화상과 복원해야 할 잡음없는 초음파화상이 며 N(k, l) 은 얼룩잡음성분이다. 식 (1)의 량변에 로그를 취하면 다음식을 얻는다.

$$y(k, l) = s(k, l) + n(k, l)$$
 (2)

여기서 y(k, l), s(k, l), n(k, l)은 각각 Y(k, l), S(k, l), N(k, l)의 로그값이다.

식 (2)에 띠염웨블레트변환을 적용하면 다음과 같다.

$$d_{i}^{i}(k, l) = x_{i}^{i}(k, l) + n_{i}^{i}(k, l)$$
(3)

여기서  $d_j^i(k, l)$ ,  $x_j^i(k, l)$ ,  $n_j^i(k, l)$  은 각각 j 번째 준위와 i 번째 방향에서 로그변환한 잡음섞인 초음파화상과 잡음없는 초음파화상, 얼룩잡음의 (k, l) 번째 곁수들이다.

초음파화상의 웨블레트곁수들은 다음과 같이 주어진 다변수꼬쉬분포함수를 리용하여 모형화한다.

$$p(x_j) = \frac{\gamma_j \Gamma\left(\frac{1+N}{2}\right)}{\left[\pi(|x_j|^2 + \gamma_j^2)\right]^{\frac{1+N}{2}}}, \quad 1 \le j \le J$$

$$(4)$$

여기서  $\gamma_j$ 는 j 번째 분해준위에서 분산파라메터, N은 변수의 개수, J는 분해준위이며  $\Gamma(L) = \int\limits_0^\infty t^{L-1} e^{-t} dt \ \text{ol} \ \Gamma.$ 

얼룩잡음의 웨블레트곁수들은 다음의 다변수가우스분포함수를 리용하여 모형화한다.

$$p(n_j) = \frac{1}{(\sqrt{2\pi}\sigma_j)^N} \exp\left(-\frac{\sum_{i=1}^N n_i^2}{2\sigma_j^2}\right), \quad 1 \le j \le J$$
 (5)

얼룩잡음의 표준편차  $\sigma_j$ 는 매개 띠염웨블레트부분대역의 잡음섞인 곁수들로부터 다음과 같이 구한다.

$$\hat{\sigma}_j = \frac{median(d_j)}{0.674.5}, \quad 1 \le j \le J \tag{6}$$

여기서 median은 중위수추정연산자이다.

다변수꼬쉬분포를 리용한 닫긴 형식의 수축함수는 다음과 같다.

$$x_1^{(j)} = \frac{d_1^{(j)}}{3} + \sqrt[3]{-\frac{q_j}{2} + \sqrt{\frac{q_j^2}{4} + \frac{p_j^3}{27}}} + \sqrt[3]{-\frac{q_j}{2} - \sqrt{\frac{q_j^2}{4} + \frac{p_j^3}{27}}}$$
(7)

여기서  $p_i$ 와  $q_i$ 는 각각 다음과 같이 표시된다.

$$p_{j} = \frac{\gamma_{j}^{2} + (1+N)\sigma_{j}^{2}}{1 + \sum_{i=2}^{N} \left(\frac{d_{i}^{(j)}}{d_{1}^{(j)}}\right)^{2}} - \frac{(d_{1}^{(j)})^{2}}{3},$$

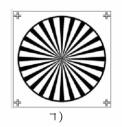
$$q_{j} = -\frac{\gamma_{j}^{2} \cdot d_{1}^{(j)}}{1 + \sum_{i=2}^{N} \left(\frac{d_{i}^{(j)}}{d_{1}^{(j)}}\right)^{2}} + \frac{1}{27} \times \left[9d_{1}^{(j)} \cdot \frac{\gamma_{j}^{2} + (1+N)\sigma_{j}^{2}}{1 + \sum_{i=2}^{N} \left(\frac{d_{i}^{(j)}}{d_{1}^{(j)}}\right)^{2}} - 2(d_{1}^{(j)})^{3}\right]$$

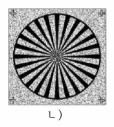
얼룩잡음제거한 화상은 식 (7)을 리용하여 추정한 웨블레트곁수들에 대한 거꿀웨블레 트변화을 수행하여 얻는다. 다음 로그변화의 효과를 없애기 위하여 지수변화을 한다.

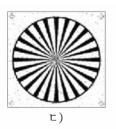
#### 2. 실 험 결 과

초음파화상의 얼룩잡음제거에 대하여 다변수꼬쉬분포에 기초한 수축함수를 리용한 웨블레트잡음제거방법의 성능을 한변수꼬쉬분포에 기초한 수축함수를 리용한 웨블레트잡 음제거방법과 비교하여 평가하였다. MATLAB R2017a를 리용하여 크기가 각각 256×256, 512×512 인 기준화상과 실지초음파화상에 대하여 모의실험하였다. 실험결과들은 500번의 몽뗴까를로시험을 진행하고 평균하여 계산하였다. 또한 모의에 대하여 3차준위의 sym4웨블레트를 리용하였다. 성능평가파라메터들은 기준화상에 대하여 피크신호대잡음비(PSNR)와 상관성결수(CoC), 구조적류사성첨수(SSIM)이며 실지초음파화상에 대하여 엔트로피(EN)와 Equivalent Number of Looks(ENL)이다.[1] PSNR와 ENL값이 크고 EN값이 작으며 CoC와 SSIM값이 1에 가까우면 잡음제거한 화상의 질이 좋고 화상잡음제거방법의 성능이 높다.

표준편차가  $\sigma_n = 0.3$  인 얼룩잡음섞인 기준화상에 대하여 웨블레트잡음제거한 화상들을 그림 1에 보여주었다.







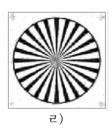


그림 1. 얼룩잡음섞인 기준화상에 대하여 웨블레트잡음제거한 화상들( $\sigma_n = 0.3$ ) 7), L)는 각각 원천화상과 잡음섞인 화상, C), 리는 각각 다변수꼬쉬분포와 한변수꼬쉬분포에 기초한 얼룩잡음제거방법들을 리용하여 얼룩잡음제거한 화상

표 1에 얼룩잡음섞인 기준화상에 대한 웨블레트잡음제거방법들의 성능파라메터들을 보여주었다.

성능파라메터	잡음제거방법	표준편차 $(\sigma_n)$				
		0.1	0.2	0.3	0.4	0.5
PSNR	한변수꼬쉬분포	78.007 4	50.639 4	36.269 1	27.963 3	23.070 6
	다변수꼬쉬분포	80.224 0	52.524 8	34.859 8	25.836 2	22.031 5
CoC	한변수꼬쉬분포	0.981 2	0.969 2	0.959 1	0.945 3	0.935 3
	다변수꼬쉬분포	0.981 7	0.970 8	0.957 4	0.941 4	0.931 0
SSIM	한변수꼬쉬분포	0.981 3	0.938 6	0.916 2	0.883 3	0.868 3
	다변수꼬쉬분포	0.982 9	0.941 9	0.912 4	0.881 1	0.865 5

표 1에서 보는바와 같이 얼룩잡음섞인 기준화상에 대하여  $\sigma_n=0.2$ 이하에서 다변수 $\sigma_n=0.2$ 이하에서 다변수 $\sigma_n=0.2$ 이하에서 다변수 $\sigma_n=0.2$ 이하에서 다변수 $\sigma_n=0.2$ 이하에서 기초한 웨블레트화상잡음제거방법보다 PSNR값들이 더 크고 CoC와 SSIM값들이 보다 1에 더 가깝다. 또한  $\sigma_n=0.3$ 이상에서는 한변수 $\sigma_n=0.2$ 이 기초한 웨블레트화상잡음제거방법보다 PSNR값들이 더 크고 CoC와 SSIM값들이 보다 1에 더가깝다.

표준편차가  $\sigma_n = 0.3$  인 얼룩잡음섞인 실지초음파화상에 대하여 웨블레트잡음제거한 화상들을 그림 2에 보여주었다.









그림 2. 얼룩잡음섞인 실지초음파화상에 대하여 웨블레트잡음제거한 화상들 $(\sigma_n=0.3)$ ㄱ)─ㄹ)는 그림 1에서와 같음.

얼룩잡음섞인 실지초음파화상에 대한 웨블레트잡음제거방법들의 성능파라메터들을 표 2에 보여주었다.

표 2에서 보는바와 같이 얼룩잡음섞인 실지 초음파화상에 대하여 한변수꼬쉬분포에 기초한 웨블레트화상잡음제거방법이 다변수꼬쉬분포에 기초한 웨블레트화상잡음제거방법보다 ENL은 0.008 2배 더 크며 EN은 0.002 9배 더 작다.

이상의 실험결과들로부터 실지초음파화상에 대하여 한변수꼬쉬분포에 기초한 웨블레트화상 잡음제거방법이 다변수꼬쉬분포에 기초한 웨블 레트화상잡음제거방법보다 얼룩잡음제거성능이 더 좋다는것을 알수 있다.

표 2. 얼룩잡음섞인 실지 초음파화상에 대한 웨블레트잡음제거방법들의 성능파라메러들

잡음제거방법	성능파라메터			
H 표 제 기 중 H	EN	ENL		
한변수꼬쉬분포	2.063 6	67.850 9		
다변수꼬쉬분포	2.069 5	67.299 9		

## 맺 는 말

웨블레트령역에서 초음파화상의 얼룩잡음을 효과적으로 제거하기 위하여 다변수꼬쉬 분포에 기초하 새로운 닫긴 형식의 수축함수를 제기하고 이 수축함수를 리용하 얼룩잡음 제거방법을 한변수꼬쉬분포에 기초한 수축함수를 리용한 얼룩잡음제거방법과 비교하여 평가하였다. 결과  $\sigma_n = 0.2$ 이하인 경우에 다변수꼬쉬분포에 기초한 수축함수를 리용한 얼 룩잡음제거방법이 한변수꼬쉬분포에 기초한 웨블레트화상잡음제거방법보다,  $\sigma_n=0.3$ 이상 인 경우에 한변수꼬쉬분포에 기초한 수축함수를 리용한 얼룩잡음제거방법이 다변수꼬쉬 분포에 기초한 웨블레트화상잡음제거방법보다 더 좋았다.

## 참 고 문 헌

- [1] S. Sahu et al.; Multimed. Tools Appl., 87, 3, 113, 2018.
- [2] D. Bhonsle et al.; International Journal of Pure and Applied Mathematics, 118, 18, 1109, 2018.
- [3] M. N. Sumaiya et al.; International Journal of Wavelets, Multiresolution and Information Processing, 15, 1, 1, 2017.
- [4] S. B. Choubey et al.; International Journal of Engineering & Technology, 7, 1, 25, 2018.

주체109(2020)년 6월 5일 원고접수

## Performance Evaluation for Despeckling Method of Ultrasound Images Using Multivariate Cauchy Distribution in Wavelet Domain

Kim Kyong Il

We introduced a new closed form shrinkage function based on multivariate Cauchy distribution for despeckling of the ultrasound images in wavelet domain, and evaluated the despeckling performance using this shrinkage function compared to shrinkage function based on a Cauchy distribution.

Keywords: ultrasound image, wavelet denoising, multivariate Cauchy distribution, shrinkage function