

# 최대 Entropy 방법을 이용한 Speckle 잡음제거

朴 來 弘

(西江大 理工大 助教授)

■ 차례 ■

- |                        |                       |
|------------------------|-----------------------|
| 1. 서론                  | 3. 최대 Entropy 방법 알고리즘 |
| 2. 배경                  | 4. Simulation 과정 및 결과 |
| 2.1 Speckle 잡음 및 이의 제거 | 5. 결론                 |
| 2.2 최대 Entropy 방법      | 참고문헌                  |

## 1 서론

레이저, synthetic aperture radar 및 초음파 등에 의해서 얻어지는 화상에는 coherent 한 빛의 성질때문에 필수불가결하게 speckle 잡음이 생기게 된다.<sup>1),2)</sup>

여기서는 speckle 잡음 제거를 spectral estimation 문제로 해석하여 최대 entropy 방법을 적용하는 방식에 대하여 간단히 살펴보려고 한다.

## 2 배경

### 2.1 Speckle 잡음 및 이의 제거

Speckle 패턴은, 대단히 coherent 한 성질을 갖는 표면에 의해 산란되거나 혹은 diffuser 와 같이 들어오는 빛의 위상을 불규칙하게 바꾸어주는 물체를 통과했을 때, coherent 한 파형의 간섭에 의해 생기는 granular 패턴이며 이에 따라 불규칙한 intensity 분포를 갖게 된다. 이러한 speckle 잡음은 여러가지 통계학적인 성질을 갖고 있으며 신호에 따라 변화하는 (signal-dependent) 일종의 곱하기 형태의 잡음이며 (multiplicative noise) 이의 contrast 비는 1 이 된다.<sup>3),4)</sup> (contrast 비는 빛의 세기의 표준편차를 평균 빛의 세기로 나눈 것으로 정의된다) 이러한 speckle 잡음이 포함된 화상은 해상도가 크게 저하되므로<sup>5)</sup>

로 대두되게 된다.

Speckle 잡음 제거의 궁극적인 목적은 정확한 object intensity 분포를 estimate 하는 것이다. 통계학적으로 말하면 같은 조건하에서 incoherent 한 성질을 갖는 광원에 의해 생기는 화상의 intensity 분포를 구하는 것이다. 이 잡음 제거를 위한 여러가지 방법들이 제시되어 왔으나 가장 간단한 방법은 여러가지 diversity 방법에 의해 얻은 화상들의 intensity의 평균을 구하는 것이다. 그러나 여기에서 논하려 하는 것은 diversity 방법에 의해 여러 화상을 얻는것이 불가능할 때 즉 단 하나의 화상으로부터 speckle 잡음을 제거하는 방법에 대한 것이다. 또 다른 speckle 잡음 제거방법에는 low pass filtering, Wiener filtering, median filtering 과 같은 종래의 filtering 방법을 이용하거나 혹은 더 나아가 이러한 filtering 방법들과 homomorphic filtering 방법을 조합하여 사용하는 방법도 있다.<sup>6),7)</sup>

여기에서 소개하는 최대 entropy 방법은 speckle 잡음 제거를 spectral estimation 문제로 해석하여 다 음 절에서 설명하는 바와 같이 autocorrelation 평면 과 coefficient 평면에 제약조건을 가하여 iterative 하게 object intensity 분포를 구하는 것이다.

### 2.2 최대 entropy 방법

Speckle 잡음이 생기는 일반적인 coherent imaging

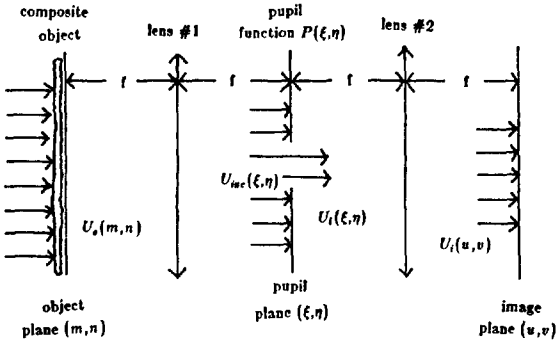


그림 1. Coherent Imaging Geometry

geometry를 그림 1에 보였다. lens #1과 #2는 볼록렌즈이며  $f$ 는 이 볼록렌즈의 초점거리를 의미한다.

Object 평면위에 있는 composite object는 test object와 diffuser의 곱의 형태로 나타내지며 크기가 unity인 field가 composite object에 입사한다고 가정할 때 lens 배열 특성상 pupil 평면에 입사하는 field 분포  $U_{inc}(\xi, \eta)$ 는  $U_o(m, n)$ 의 Fourier 변환으로 주어진다. 즉 test object와 diffuser의 convolution 형태로 주어지게 된다. 또 pupil을 통과하여 전달되는 field 분포  $U_t(\xi, \eta)$ 는  $U_t(\xi, \eta) = U_{inc}(\xi, \eta) \cdot P(\xi, \eta)$ 로 주어지며 마찬가지로 lens #2에 의해 image 평면상에서의 field 분포  $U_i(u, v)$ 는  $U_t(\xi, \eta)$ 의 Fourier 변환으로 주어지게 된다.

통계학적으로  $U_t(\xi, \eta)$ 의 autocorrelation function (ACF)의 작은 argument 성분은 큰 argument 성분 경우에 비해  $U_{inc}(\xi, \eta)$ 의 ACF와보다 더 비슷하다. 그리고 우리가 원하는 것은 object의 intensity 분포  $|O(m, n)|^2$ , 혹은 등가적으로  $U_{inc}(\xi, \eta)$ 의 ACF를 pupil 평면 전체에서 정확히 구하는 것이다.

Speckle 제거 문제에 적용한 최대 entropy 방법의 배경은 바로 이 잡음이 많은 큰 argument 성분대신에 ( $U_t(\xi, \eta)$ 의 ACF), spectral estimation의 한 방법이며 고해상도를 갖는<sup>8),9)</sup> 최대 entropy 방법 알고리즘을 사용하여 주어진 작은 argument 성분으로부터 estimate하여 구한 값을 사용하자는 것이다. 즉 주어진 유한개의 작은 argument 성분의 ACF 데이터로부터 (이것은 image intensity  $I_1(u, v) = |U_i(u, v)|^2$ 에 역Fourier 변환을 한 후 windowing을 하여 취할 수 있다) pupil 평면상에서 entropy를 최대화하면서 pupil 전체평면내에서 ACF를 extrapolate 하자는 것이다. 이렇게 하여 전 pupil 평면위에 입사하는

field 분포  $U_{inc}(\xi, \eta)$ 의 ACF가 estimate 되면 Fourier 변환의 성질을 이용하여 이것으로부터  $|O(m, n)|^2$ 을 구할 수 있게 된다. 즉 식으로 표시하면

$$F^{-1} \{ [I_1(u, v)] \} = F^{-1} \{ |U_i(u, v)|^2 \} = ACF \{ U_t(\xi, \eta) \}$$

와

$$F \{ |O(m, n)|^2 \} = ACF \{ U_{inc}(\xi, \eta) \}$$

가 된다. 여기서  $F$ 와  $F^{-1}$ 는 각각 Fourier 변환 및 역 Fourier 변환을 나타내며  $ACF(\cdot)$ 는 autocorrelation function을 나타낸다.

### ③ 최대 entropy 방법 알고리즘

앞 절에서 언급한 바와 같이 speckle잡음을 없애기 위하여 Lim과 Malik에 의해 제안된 iterative 최대 entropy 방법 알고리즘을 적용하였다.<sup>10),11)</sup> 이 알고리즘을 간단히 설명하기 위하여 기호 리스트를 표 1에 보였으며 전체적인 흐름도를 그림 2에 나타냈다. 이 알고리즘은 pupil 평면과  $(R_x(\xi, \eta))$  coefficient 평면에서  $(\lambda(i, j))$  아래와 같은 제약조건하에서 object intensity ( $P_x(\omega_1, \omega_2)$ )를 estimate 하는 것이다. 즉 유한개의 주어진  $R_x(\xi, \eta)$  데이터로부터

표 1. 기호 리스트

$x(m, n)$	estimate 하고자하는 power spectrum (즉 object intensity) 을 주는 신호
$R_x(m, n)$	$x(m, n)$ 의 autocorrelation 함수
$\hat{R}_x(m, n)$	$R_x(m, n)$ 의 estimate, 그림 2에서는 k 번째 step에서 $R_x^k(m, n)$ 으로 표시된다.
$P_x(\omega_1, \omega_2)$	$x(m, n)$ 의 power spectrum
$\hat{P}_x(\omega_1, \omega_2)$	$P_x(\omega_1, \omega_2)$ 의 estimate
$\lambda(i, j)$	Power spectrum이 $1/P_x(\omega_1, \omega_2)$ 인 autocorrelation function, 그림 2에서는 k 번째 step에서 $\lambda^k(i, j)$ 로 표시된다.
A	$R_x(m, n)$ 이 주어진 작은 argument를 가진 $(m, n)$ 영역, $\lambda(i, j)$ 에 대해서도 마찬가지로 각각 window $W_a(m, n)$ 과 $W_c(i, j)$ 에 의해 표시된다.
$W_a(m, n)$	autocorrelation 영역에서 A를 규정하는 window 함수
$W_c(i, j)$	coefficient 영역에서 A를 규정하는 window 함수
F	이산형 Fourier 변환
$F^{-1}$	이산형 역Fourier 변환

터  $((\xi, \eta) \in A)$  이 알고리즘을 적용하여 entropy

$$H = \int_{\omega_1 = -\pi}^{+\pi} \int_{\omega_2 = -\pi}^{+\pi} \log \hat{P}_x(\omega_1, \omega_2) d\omega_1, d\omega_2$$

를 주어진 제약조건 아래에서  $(R_x(\xi, \eta) = F^{-1}[\hat{P}_x(\omega_1, \omega_2)])$ , for  $(\xi, \eta) \in A$  최대로 하는 것이다.

수학적으로 위에서 말한 제약조건하에서 H를 최대로 하는 것은 아래와 같은 조건을 만족시키는 coefficient  $\lambda(i, j)$ 를 구하는 것과 같다. <sup>12)</sup>

$$F[\lambda(i, j)] = \frac{1}{\hat{P}_x(\omega_1, \omega_2)}$$

$$F[\hat{P}_x(\omega_1, \omega_2)] = R_x(\xi, \eta) \text{ for } (\xi, \eta) \in A \text{ 와 } \lambda(i, j) = 0 \text{ for } (i, j) \notin A$$

이 iterative 알고리즘은 위에서 서술한 바와 같이 autocorrelation 영역과 coefficient 영역을 번갈아가며 iterative 하게 구한다. 수렴상태를 각 단계에서 체크하고 intensity 가 양이라는 (positive definite; 0인 경우에는 역수 취할 때 문제가 있다) 조건 때문에  $\alpha$ 와  $\beta$  변수를 첨가하여 약간 변형된 알고리즘 흐름도가 그림 2에 나타나 있다.

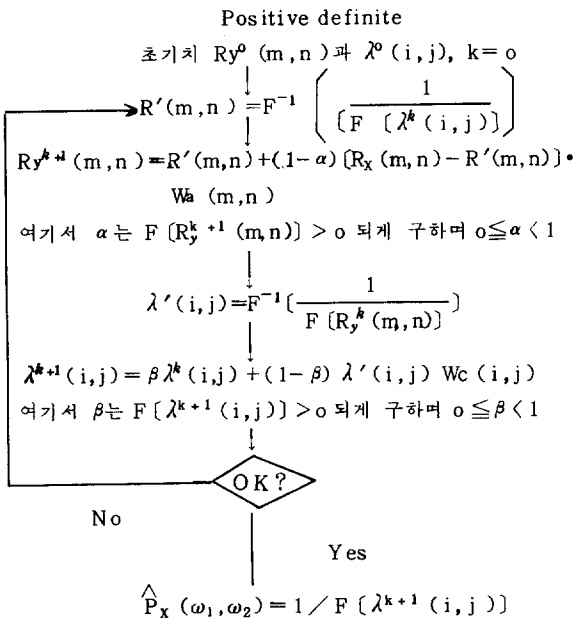


그림 2. 최대 entropy 방법 알고리즘의 흐름도

#### 4 Simulation 과정 및 결과

Simulation은 간단한 1차원 물체에 대해 행하였다. Speckle패턴은 그림 1에 보인 일반적인 coherent imaging geometry를 가정하여 만들었으며 test object로는 표 2에 나타낸 것을 사용하였다. Diffuser는 random number를 사용하여 만들었으며 seed를 바꿔줌으로써 다른 diffuser를 만들어줄 수 있다.

만족할 만한 통계학적인 성질을 가진 speckle 패턴을 만들기 위해 화수소를  $N = 4096$ 으로 하고 pupil 평면에서 pupil은 폭이  $\frac{N}{8}$ 인 rectangular pupil,로 가정했다. 이렇게 하여 speckle 패턴을 만든 후 계산시간상 Fourier 변환에 사용되는 화수소를 줄이기 위하여 Nyquist rate로 sampling하여 최종 1024개의 데이터를 가지고 simulation을 행했다. 이렇게 얻은 화상의 intensity 데이터를 역Fourier 변환한 후

표 2. Test Objects

$N$ 은 화소의 갯수를 나타내며  $|O_k(m)|^2$ 은 1차원 물체 #k의 intensity를 나타낸다. freq는 test object 전구간에 포함될 수 있는 정현파 파형의 갯수를 나타내며  $k = 3, 4, 5, 6$ 일 경우 freq는 각각 2.8, 32, 64에 해당된다.

Object # 1 :

$$|O_1(m)|^2 = \begin{cases} 1.0, & \frac{N}{4} < m \leq \frac{3}{4}N + 1 \\ 0.0, & \text{otherwise} \end{cases}$$

Object # 2 :

$$|O_2(m)|^2 = \begin{cases} 1 - 4 \times \frac{m - \frac{3}{8}N - 1}{N}, & \frac{N}{4} < m \leq \frac{N}{2} \\ 1 - 4 \times \frac{m - \frac{5}{8}N - 1}{N}, & \frac{N}{2} < m \leq \frac{3N}{4} + 1 \\ 0.0, & \text{otherwise} \end{cases}$$

Object # 3 ~ # 6 : freq는 k 값에 따라 변화

$$|O_k(m)|^2 = \begin{cases} 0.5 + 0.5 \cos \frac{2\pi \cdot \text{freq} \cdot (m - \frac{N}{4} - 1)}{N}, & \frac{N}{4} < m \leq \frac{3}{4}N + 1 \\ 0.0, & \text{otherwise} \end{cases}$$

단  $k = 3, 4, 5$ 와 6

Hanning window 를 사용하여 작은 argument 성분  
의 ACF 를 취한 후 앞에서 설명한 최대 entropy 알  
고리즘을 적용하여 intensity 를 estimate 하였다.

Hanning window  $W_a(\xi)$  혹은  $W_c(\xi)$  는 아래  
와 같이

$$W_a(\xi) \text{ 혹은 } W_c(\xi) = \begin{cases} 0.5 + 0.5 \cos \frac{\pi \xi}{N_k}, & |\xi| < N_k \\ 0 & \text{otherwise} \end{cases}$$

로 주어지며 rectangular window 를 사용하는 경우  
에 비해 estimate 된 object intensity 분포에 나타나는  
ripple 성분이 감소된다.  $N_k$  가 너무 작으면 높은  
주파수 성분이 적은 아주 완만한 object intensity  
분포를 얻게 되고 너무 크면 정확하지 않은 ACF 의  
큰 argument 성분을 취했기 때문에 잡음이 많은 estimate  
를 얻게 된다. 여기에서는  $N_k = 64$  를 사용했  
다.

여기서는 6 가지 test object (표 2 참조) 에 대해  
서로 다른 4 가지 realization 을 구하여 (random  
number 의 seed 를 바꿈으로써) 위에서 설명한 최대  
entropy 방법을 적용했을 때 얻는 결과와 simple av-  
eraging, square root filtering, median filtering,  
homomorphic filtering 과 같은 종래의 filtering 방  
법과 비교하였다. 이 결과들을 정량적으로 비교하는

판단기준으로서 normalized mean squared error  
(NMSE) 를 사용하였다. 두 화상 intensity 분포  $f$   
( $m, n$ ) 과  $g$  ( $m, n$ ) 이 주어졌을 때 이들의 NMSE  
는

$$NMSE = \frac{\sum_m \sum_n [f(m, n) - g(m, n)]^2}{\sum_m \sum_n [f(m, n)]^2}$$

로 정의된다. Estimate 된 intensity 와 speckle 이 없  
는 경우, 즉 incoherent 한 광원을 사용했을 때 얻는  
intensity 와의 NMSE 가 최소가 되는 경우를 구  
하여 각 test object 당 4 가지 realization 에 대해  
평균을 낸 결과를 표 3에 보였고 test object # 2 에  
대한 결과를 그림 3에 보였다.

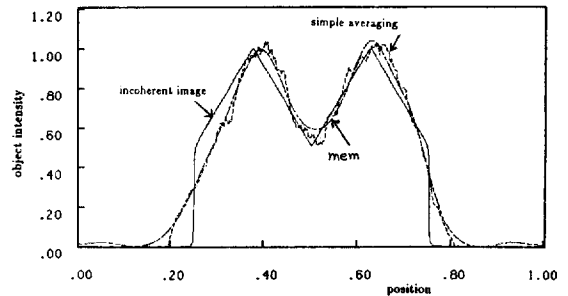


그림 3. estimate 된 object intensity 와 incoherent  
image

표 3. NMSE 비교표

test object 방법	Object # 1	Object # 2	Object # 3	Object # 4	Object # 5	Object # 6
최대 entropy	0.03264	0.02055	0.06215	0.06670	0.13919	0.26932
Simple Averaging	0.03595	0.02306	0.06899	0.07317	0.15120	0.28872
Sqrt root Filtering	0.04004	0.02619	0.07264	0.06916	0.12867	0.26980
Median Filtering	0.06930	0.04446	0.12269	0.10571	0.18546	0.37687
Homomorphic Filtering	0.07033	0.04927	0.12761	0.10623	0.14620	0.26980

### 5 결론

Autocorrelation 에 관계되는 Fourier 변환의 기본  
적인 성질을 이용하여 speckle 잡음 제거가 power  
spectrum estimation 문제와 같이 해석될 수 있다  
는 것을 보였고 spectral estimation 방법으로서 최  
대 entropy 방법을 사용하여 다른 방법들과 비교하여  
볼 때 좋은 결과를 얻었다. 앞으로 2 차원 test obje-  
ct 까지의 확장, 이 알고리즘의 각 파라메타들에 대  
한 sensitivity, optimal 한 Hanning window 크기

등에 대한 연구가 계속되어야 할 것이다.

### 參 考 文 獻

- 1) J. D. Rigden and E. I. Gordon, "The gran-  
ularity of scattered optical maser light," Proc.  
IRE 50, pp. 2367 - 2368, Nov. 1962.
- 2) B. M. Oliver, "Sparkling spots and random  
diffraction," Proc. IEEE 51, pp. 220-221,  
Jan. 1963.
- 3) J. C. Dainty (Editor), Laser Speckle and

Related Phenomena, Springer -Verlag, Heidelberg, 1975.

- 4) Special Issue on Speckle, J. Opt. Soc. Am. 66, No. 11, Nov. 1976.
- 5) Adam Kozma and Charles R. Christensen, "Effects of speckle on resolution," J. Opt. Soc. Am. 66, No. 11, pp. 1257 - 1260, Nov. 1976.
- 6) N. C. Gallagher, D. W. Sweeney, and C. R. Christensen, "Median filtering of speckle noise," Technical Report RR - 82 - 6, U. S. Army Missile Command, Feb. 1982.
- 7) Anil K. Jain and C. R. Christensen, "Digital processing of images in speckle noise," Proceedings of the Soc. of Photo-Optical Instrumentation Engineers 243, July 29-30, 1980.
- 8) John Parker Burg, "Maximum entropy spectral analysis," Ph. D. Dissertation, Stanford University, May 1975.
- 9) Donald G. Childers (Editor), Modern Spectrum Analysis, IEEE Press, New York 1978.
- 10) Jae S. Lim and Naveed A. Malik, "A new algorithm for two-dimensional maximum entropy power spectrum estimation," IEEE Trans. Acoust., Speech, and Signal Processing, ASSP -29, pp. 401 - 413, June 1981.
- 11) Naveed A. Malik and Jae S. Lim, "Properties of two-dimensional maximum entropy power spectrum estimates," IEEE Trans. Acoust., Speech, and Signal Processing, ASSP -30, pp. 788 - 798, Oct. 1982.
- 12) John Makhoul, "Linear prediction: A tutorial review," Proc. IEEE vol. 63, pp. 561-580, April 1975.

### 科學技術人の 信條

우리 科學技術人は 科學技術의 暢達과 振興을 通하여 國家發展과 人類福祉社會가 이룩 될 수 있음을 確信하고 다음과 같이 다짐한다.

- 一. 우리는 創造의 精神으로 眞理를 探究하고 技術을 革新함으로써 國家發展에 積極寄與한다.
- 一. 우리는 奉仕하는 姿勢로 科學技術 振興의 風土를 造成함으로써 온 國民의 科學的 精神을 振作한다.
- 一. 우리는 높은 理想을 指向하여 自我를 確立하고 相互協力함으로써 우리의 社會的 地位와 權益을 伸張한다.
- 一. 우리는 人間의 尊嚴性이 崇尚되고 그 價値가 保障되는 福祉社會의 具現에 獻身한다.
- 一. 우리는 科學技術을 善用함으로써 人類의 繁榮과 世界의 平和에 貢獻한다.