

웨이블릿 변환과 MUSIC 기법을 이용한 소음원 추적

최 태 환^{*1)} · 고 병 식²⁾ · 임 종 명²⁾

다스¹⁾ · 오토에버시스템즈²⁾

Noise Source Localization by Applying MUSIC with Wavelet Transformation

Taehwan Cho^{*1)} · Byeongsik Ko²⁾ · Jongmyung Lim²⁾

¹⁾DAS, #90 Semgeo-ri, Eumbong-myun, Asan-si, Chungnam 336-864, Korea

²⁾Autoeversystems, 837-36 Yeoksam-dong, Gangnam-gu, Seoul 135-937, Korea

(Received 3 May 2007 / Accepted 14 November 2007)

Abstract : In inverse acoustic problem with nearfield sources, it is important to separate multiple acoustic sources and to measure the position of each target. This paper proposes a new algorithm by applying MUSIC(Multiple Signal Classification) to the outputs of discrete wavelet transformation with sub-band selection based on the entropy threshold. Some numerical experiments show that the proposed method can estimate the more precise positions than a conventional MUSIC algorithm under moderately correlated signal and relatively low signal-to-noise ratio case.

Key words : Wavelet(웨이블릿), MUSIC(Multiple Signal Classification), Discrete wavelet transform(이산웨이블릿 변환), Entropy(엔트로피), Noise source localization(소음원 추적)

Nomenclature

- MAC : modal assurance criterion
- STFT : short time Fourier transform
- DFT : discrete Fourier transform
- W : 희소행렬(Sparse matrix)
- E : 엔트로피

1. 서론

실제적인 음향/소음공학 문제에서 소음을 저감하기 위한 설계를 위해 소음원 위치에 대한 정보를 아는 것은 필수적이다. 역음향 문제(inverse acoustic problem)의 경우 측정된 음압 데이터를 이용한 소음원 위치를 파악하는 것이 매우 중요하다.

소음원 위치를 알기 위해 빔형성(beam forming)

기법이나 MUSIC(Multiple Signal Classification)을 이용한 많은 연구가 진행되어 왔었다. 차량이나 차량시트를 포함한 차량부품의 소음원을 파악한 후 소음 저감을 위해 소음원 파악은 필수적이다. 특히 MUSIC기법은 소음원을 예측하기 위한 매우 좋은 방법이다.

MUSIC 기법은 음원위치추정을 위해 음향 센서에서 측정된 음압 데이터를 이용한 기법이다. 음향 센서배열로 입사되는 평면파 또는 구형파의 음압과 위상(phase)을 이용하여 소음원 추적이 가능하다. 통상적으로 소음원위치 해상도는 음향 파장 단위로 표현되는 음향 센서배열구경(array diameter)에 반비례하기 때문에 해상도를 높이기 위해서는 음향 파장보다 훨씬 큰 음향센서배열을 구성하여야 한다. 따라서 저주파 음향의 경우 이러한 조건을 만족시키기 어렵기 때문에 해상도는 매우 낮아진다.

MUSIC기법은 신호 부공간(signal subspace)과 잡

*Corresponding author, E-mail: thchoi@i-das.com

음 부공간(noise subspace)간의 직교성(orthogonality)을 이용하는 방법이다.¹⁾ 잡음신호의 상관관계를 이용하여 측정음압에 대한 상관/공분산행렬(covariance matrix)의 고유공간(eigenspace)를 신호성분과 잡음성분으로 분리하는 것을 이용한다. MUSIC 과 워는 소음원 위치에서 피크를 보이게 된다. MUSIC 기법은 해상도에서 매우 좋은 결과를 보이지만 음향센서 위치의 불확실성 등의 오차에 대한 민감도가 높은 단점이 있다. 또한 신호 성분이 상호상관관계를 갖거나 추가적인 잡음이 존재할 때에는 분해능(resolution capability)가 낮아진다.

Min-Norm 기법과(Min-Norm algorithm) 같이 가중행렬을 이용한 MUSIC기법에 대한 여러 가지 변형 기법이 있다.²⁾ Root-MUSIC은 잡음 부공간을 이용한 다항식을 구성하고 다항식의 근이 소음원 위치를 나타내는 기법이다.³⁾ Root-MUSIC 기법은 균일 선형배열(uniform linear array)에 대한 조향행렬(steering matrix)에 의존적이며 일반적인 음향 센서 배열에 대하여는 사용할 수 없다는 단점이 있다. 전통적인 MUSIC기법을 이용하여 음성 인식에 적용하거나 RAP-MUSIC(recursively applied and projected MUSIC) 기법을 이용하여 의학 분야에 적용한 사례가 있다.^{4,7)} 또한 웨이블릿을 이용한 자동차 적용 사례로는 사륜구동차량 진동에 대한 사례가 있다.⁸⁾

복수의 소음원이 상대적으로 상관관계를 갖거나 간섭성을 가질 때 MUSIC기법은 정확한 소음원 위치를 항상 예측하지는 못한다. 이러한 문제점을 극복하기 위하여 이산푸리에변환(DFT: discrete Fourier transform)를 이용한 결과에 MUSIC기법을 도입하고 있다. 최근에 웨이블릿변환이 신호처리를 위한 시간-주파수 분석(time-frequency analysis)의 기법으로 사용되고 있다.⁹⁾ 단구간 푸리에 변환(STFT : short time Fourier transform) 기법은 시간-주파수 분석을 위한 유용한 도구로 사용된다. 단구간 푸리에 변환을 기반으로 한 필터 뱅크의 대역폭은 고정적이며 일정하다. 반면에 웨이블릿 필터 뱅크의 대역폭은 필터의 중심주파수(center frequency)에 비례하여 가변적이므로 대역폭은 대수주파수축에 대하여 일정한 구간을 형성한다. 이산 웨이블릿 변환

(discrete wave -let transform)은 신호데이터의 압축 및 재구성에 적합하여 신호분석에 특히 유용하게 사용된다. Fukue와 Hamada.는 이산웨이블릿변환을 이용하여 평면 파의 경우 방향도래각 (DOA : Direction of Arrival) 예측을 위해 MUSIC기법에 직교대칭 필터뱅크(quadrature mirror filter bank)를 적용하였다.¹⁰⁾

본 논문에서 저자는 구면파의 경우에 대해 엔트로피 값에 의한 선택을 통해 서브밴드(sub-band)를 결정 후 이산웨이블릿 변환 결과에 MUSIC(Multiple Signal Classification) 기법을 적용하였다. 또한 상대적으로 낮은 신호-잡음비(signal-to-noise ratio)를 가진 환경에서 제안된 방법이 전통적인 MUSIC 기법보다 소음원 위치를 좀 더 정밀하게 예측할 수 있음을 컴퓨터를 이용한 전산모사로 입증하였다.

2. MUSIC 기법

M개의 균일 선형 배열(ULA : uniform linear array)에서 측정되는 M개의 신호를 가정하면 측정된 음압데이터 벡터 $x(i)$ 는 다음과 같이 표현된다.

$$\begin{aligned} x_1(i) &= a_{11}s_1(i) + \dots + a_{1Q}s_Q(i) + n_1(i) \\ x_2(i) &= a_{21}s_1(i) + \dots + a_{2Q}s_Q(i) + n_2(i) \\ &\vdots \\ x_M(i) &= a_{M1}s_1(i) + \dots + a_{MQ}s_Q(i) + n_M(i) \end{aligned} \quad (1)$$

여기에서 $1 \leq i \leq N$ 이며 M 은 음압센서의 갯수를 나타낸다. 또한 Q 는 소음원의 개수를 나타낸다 ($Q < M$). 여기에서 각각의 음향 센서에서 측정된 데이터 벡터의 개수는 N 으로 표현되며 각각의 $x_m(i)$, $1 \leq m \leq M$ 는 $N \times 1$ 차원을 갖는다. $x_m(i)$ 와 $n_m(i)$ 는 m 번째 음압센서의 측정데이터와 잡음데이터를 나타낸다. 이를 행렬식으로 나타내면

$$\begin{Bmatrix} x_1^H(i) \\ \vdots \\ x_M^H(i) \end{Bmatrix}_{M \times N} = \begin{bmatrix} a_{11} & \dots & a_{1Q} \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ a_{M1} & \dots & a_{MQ} \end{bmatrix}_{M \times Q} \begin{Bmatrix} s_1^H(i) \\ \vdots \\ s_Q^H(i) \end{Bmatrix}_{Q \times N} + \begin{Bmatrix} n_1^H(i) \\ \vdots \\ n_M^H(i) \end{Bmatrix}_{M \times N} \quad (2)$$

$$x^H = As^H + n^H$$

과

$$x^H = \begin{bmatrix} x_1^H(i) \\ \vdots \\ x_m^H(i) \\ \vdots \\ x_M^H(i) \end{bmatrix}; A = \begin{bmatrix} a_{11} & \cdots & a_{1Q} \\ \vdots & & \vdots \\ a_{m1} & \cdots & a_{mQ} \\ \vdots & & \vdots \\ a_{M1} & \cdots & a_{MQ} \end{bmatrix}; s^H = \begin{bmatrix} s_1^H(i) \\ \vdots \\ s_q^H(i) \\ \vdots \\ s_Q^H(i) \end{bmatrix}; n^H = \begin{bmatrix} n_1^H(i) \\ \vdots \\ n_m^H(i) \\ \vdots \\ n_M^H(i) \end{bmatrix}$$

$$A = [a_1, \dots, a_q, \dots, a_Q]$$

$$a_q = [a_{1q}, \dots, a_{mq}, \dots, a_{Mq}]^T$$

$$x_m(i) = [x_m(1), \dots, x_m(n), \dots, x_m(N)]^H$$

$$s_q(i) = [s_q(1), \dots, s_q(n), \dots, s_q(N)]^H \quad (3)$$

$$n_m(i) = [n_m(1), \dots, n_m(n), \dots, n_m(N)]^H$$

으로 표현할 수 있다. 또한 a_q 와 $s_q(i)$ 는 q 번째 array manifold와 파형을 나타낸다. 상첨자 H는 에르미트 연산자(Hermitian operator)를 표현한다.

만일 소음원의 개수가 음향센서의 개수보다 적을 경우 x 의 상관/공분산행렬(covariance matrix)는 다음과 같이 표현된다.

$$R_{xx} = E\{x^H x\} = AE\{s^H s\}A^H + \sigma^2 I$$

$$= ASA^H + \sigma^2 I = \phi_S \Lambda_S \phi_S^H + \phi_N \Lambda_N \phi_N^H \quad (4)$$

여기에서 R_{xx} 는 고유공간 $(\lambda_i + \sigma^2, \phi_i)$ $i = 1, 2, \dots, M$ 을 가지며 ϕ_S 는 상대적으로 매우 큰 고유치에 해당하는 Q 개의 고유벡터를 포함하며 Λ_S 고유치 $(\lambda_1 + \sigma^2, \dots, \lambda_Q + \sigma^2)$ 로 구성되는 대각선행렬이다. ϕ_N 는 상대적으로 매우 작은 고유치 σ^2 에 해당하는 $M - Q$ 개의 고유벡터를 포함하며 Λ_N 는 $M - Q$ 개의 중근으로 나타나는 고유치 σ^2 로 구성되는 대각선행렬이다. $\text{span}(\phi_S)$ 와 $\text{span}(\phi_N)$ 는 신호 부공간(signal subspace)과 잡음 부공간(noise subspace)를 표현하고 두 개의 부공간들은 상호 직교한다.

직교특성 $\text{span}(\phi_S)$ 와 $\text{span}(\phi_N)$ 를 이용하면 MUSIC 파워는 다음과 같이 표현된다.

$$P_{music} = \frac{1}{a^H \phi_N \phi_N^H a} \quad (5)$$

소음원 위치에 근접하면 array manifold a 와 잡음 부공간 ϕ_N 는 거의 직교하며, $a^H \phi_N \phi_N^H a$ 는 영에 가까

워진다. 따라서 P_{music} 을 이용하여 소음원 위치를 예측할 수 있다.

3. 이산웨이블릿변환을 이용한 MUSIC

이산웨이블릿변환기법을 MUSIC기법과 연계 하는 방법을 Fig. 1에 순서도 형태로 나타 내었다.

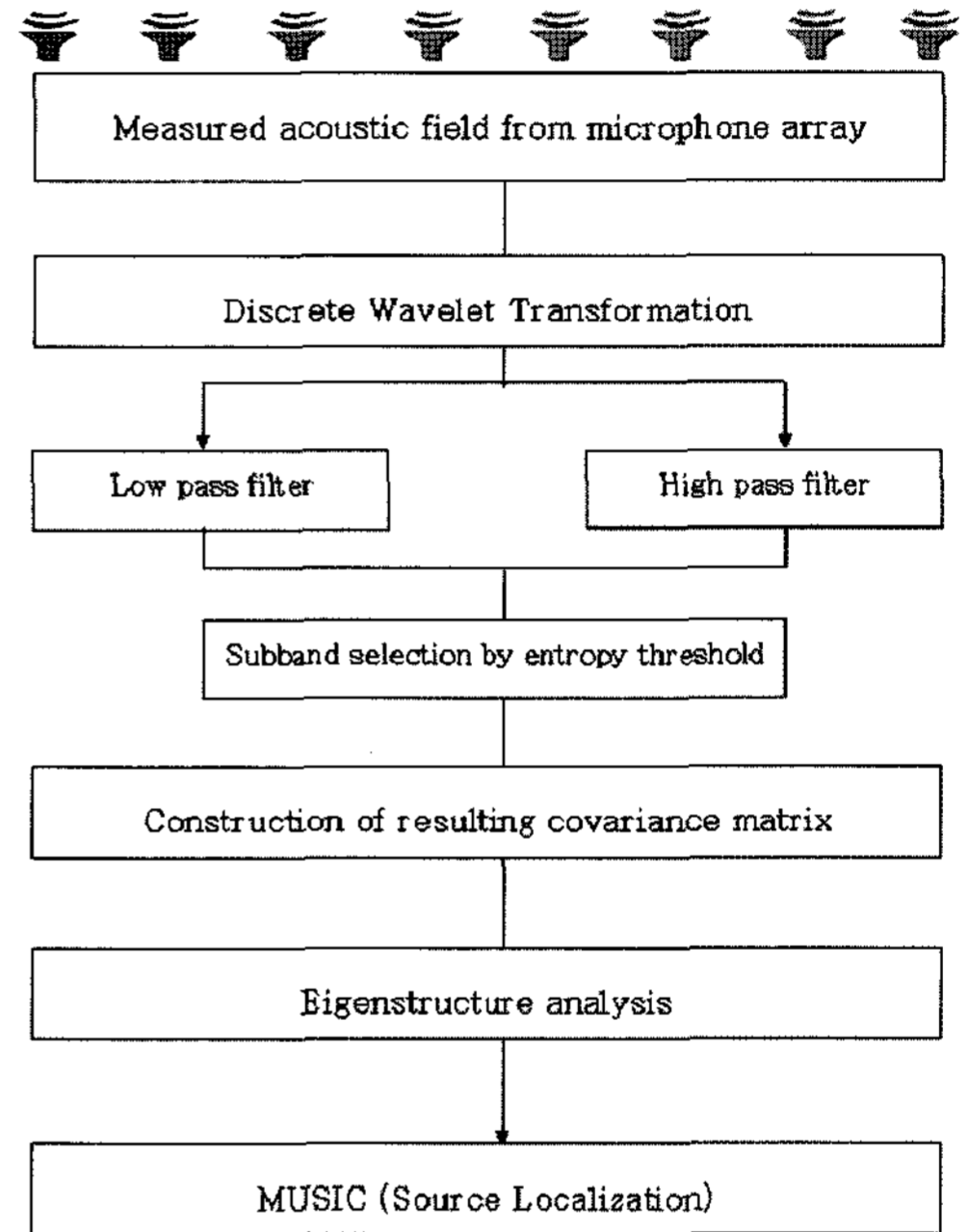


Fig. 1 Flow chart of the proposed algorithm

상관행렬을 구성하기 전에 이산웨이블릿 변환은 측정음압에 대해서만 적용하므로 기존의 MUSIC 이론과 수치 연산기법을 그대로 사용할 수 있다는 장점이 있다.

Daubechies (1992) 와 Chui (1992)에 의해 제안된 고속 웨이블릿 변환(Fast Wavelet Transform)은 N 개의 데이터를 가진 벡터 v 에 대해 동일 개수의 데이터를 가진 새로운 벡터 d 를 생성한다.¹¹⁾ 여기에서 N 은 2의 거듭제곱 만을 사용한다. 이산푸리에변환과 같은 많은 변환기법처럼 고속 웨이블릿 변환은 정방행렬(square matrix) W 로 나타낼 수 있고 다음과 같이 표현이 가능하다.

$$W v = d \quad (6)$$

여기에서 W 는 희소행렬(sparse matrix)로 표현되는 정방행렬이다. 역행렬 W^{-1} 도 역시 희소행렬이며 만일 웨이블릿이 직교성을 갖는 다면 다음과 같이 나타난다.

$$WW^T = W^T W = I \quad (7)$$

웨이블릿 변환행렬 W 를 식 (2)에 적용하면 식 (8)로 표현된다.

$$\begin{aligned} x &= sA^H + n \\ Wx &= WsA^H + Wn \\ \tilde{x} &= WsA^H + Wn = \tilde{s}A^H + \tilde{n}. \end{aligned} \quad (8)$$

웨이블릿 변환행렬 W 는 다음과 같이 저역통과(low-pass)와 고역통과(high-pass)부분으로 나눌 수 있다.

$$W = \begin{bmatrix} L \\ H \end{bmatrix} \quad (9)$$

여기에서 L 과 H 는 웨이블릿 변환행렬의 저역통과와 고역통과 필터를 나타내며 식 (8)은 다음과 같이 나타난다.

$$\tilde{x} = Wx = \begin{bmatrix} L \\ H \end{bmatrix} x = \begin{bmatrix} \tilde{x}_L \\ \tilde{x}_H \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \tilde{s}_L \\ \tilde{s}_H \end{bmatrix} A^H + \begin{bmatrix} \tilde{n}_L \\ \tilde{n}_H \end{bmatrix} \quad (10)$$

저역통과필터부분에 해당하는 상관행렬, $R_{\tilde{x}_L \tilde{x}_L}$, 은 다음과 같이 표현된다.

$$\begin{aligned} R_{\tilde{x}_L \tilde{x}_L} &= E[\tilde{x}_L^H \tilde{x}_L] = A E[\tilde{s}_L^H \tilde{s}_L] A^H + \tilde{\sigma}_L^2 I \\ &= A E[s^H L^T L s] A^H + \tilde{\sigma}_L^2 I \\ &= A \tilde{S}_L A^H + \tilde{\sigma}_L^2 I \\ &= \tilde{\phi}_{SL} \tilde{\Lambda}_{SL} \tilde{\phi}_{SL}^H + \tilde{\phi}_{NL} \tilde{\Lambda}_{NL} \tilde{\phi}_{NL}^H. \end{aligned} \quad (11)$$

유사하게 고역통과필터부분에 해당하는 상관행렬, $R_{\tilde{x}_H \tilde{x}_H}$, 도 다음과 같이 표현된다.

$$\begin{aligned} R_{\tilde{x}_H \tilde{x}_H} &= E[\tilde{x}_H^H \tilde{x}_H] = A \cdot E[\tilde{s}_H^H \tilde{s}_H] A^H + \tilde{\sigma}_H^2 I \\ &= A \cdot E[s^H H^T H s] A^H + \tilde{\sigma}_H^2 I \\ &= A \tilde{S}_H A^H + \tilde{\sigma}_H^2 I \\ &= \tilde{\phi}_{SH} \tilde{\Lambda}_{SH} \tilde{\phi}_{SH}^H + \tilde{\phi}_{NH} \tilde{\Lambda}_{NH} \tilde{\phi}_{NH}^H \end{aligned} \quad (12)$$

여기에서 $R_{\tilde{x}_L \tilde{x}_L}$ 는 고유공간 $(\tilde{\lambda}_{L1} + \tilde{\sigma}_L^2, \tilde{\phi}_{L1})$ $i=1,2,\dots,M$ 을 가지며 $\tilde{\phi}_{SL}$ 는 상대적으로 매우 큰 고유치에 해당하는 Q 개의 고유벡터를 포함하며 $\tilde{\Lambda}_{SL}$ 는 고유치 $(\tilde{\lambda}_{L1} + \tilde{\sigma}_L^2, \dots, \tilde{\lambda}_{LQ} + \tilde{\sigma}_L^2)$ 로 구성되는 대각선행렬이다. $\tilde{\phi}_{NL}$ 는 상대적으로 매우 작은 고유치 $\tilde{\sigma}_L^2$ 에 해당하는 $M-Q$ 개의 고유벡터를 포함하며 $\tilde{\Lambda}_{NL}$ 는 $M-Q$ 개의 중근으로 나타나는 고유치 $\tilde{\sigma}_L^2$ 로 구성되는 대각선행렬이다. $\text{span}(\tilde{\phi}_{SL})$ 과 $\text{span}(\tilde{\phi}_{NL})$ 는 신호 부공간(signal subspace)과 잡음 부공간(noise subspace)을 표현하고 두 개의 부공간들은 상호 직교한다. 역시 고역통과필터 부분에 해당하는 상관행렬, $R_{\tilde{x}_H \tilde{x}_H}$, 고유공간 $(\tilde{\lambda}_{H1} + \tilde{\sigma}_H^2, \tilde{\phi}_{H1})$ $i=1,2,\dots,M$ 을 가지며 $\tilde{\phi}_{SH}$ 는 상대적으로 매우 큰 고유치에 해당하는 Q 개의 고유벡터를 포함하며 $\tilde{\Lambda}_{SH}$ 고유치 $(\tilde{\lambda}_{H1} + \tilde{\sigma}_H^2, \dots, \tilde{\lambda}_{HQ} + \tilde{\sigma}_H^2)$ 로 구성되는 대각선행렬이다. $\tilde{\phi}_{NH}$ 는 상대적으로 매우 작은 고유치 $\tilde{\sigma}_H^2$ 에 해당하는 $M-Q$ 개의 고유벡터를 포함하며 $\tilde{\Lambda}_{NH}$ 는 $M-Q$ 개의 중근으로 나타나는 고유치 $\tilde{\sigma}_H^2$ 로 구성되는 대각선행렬이다. 역시 $\text{span}(\tilde{\phi}_{SH})$ 와 $\text{span}(\tilde{\phi}_{NH})$ 신호 부공간(signal subspace)과 잡음 부공간(noise sub-space)을 표현하고 두 개의 부공간들은 상호 직교한다. Fig. 2는 길이가 2048인 측정음압 데이터를 3단계까지의 분해(decomposition) 과정을 보여준다.

웨이블릿 변환행렬의 저역통과와 고역통과 필터의 대역을 고려한 각 서브밴드(sub-band)의 결과의 판단기준으로서 정보공학과 통계역학에서 사용하는 엔트로피(entropy)를 도입하였다. 정보공학과 통계역학에서 사용하는 엔트로피는 다음과 같이 정의된다.¹²⁾

$$E = -\sum_{i=1}^M p(\lambda_i) \cdot \log_M p(\lambda_i) \quad (13)$$

여기에서 $p(\lambda_i)$ 는 식 (14)로 정의되는 정규화된 고유치(normalized eigenvalue)이다.

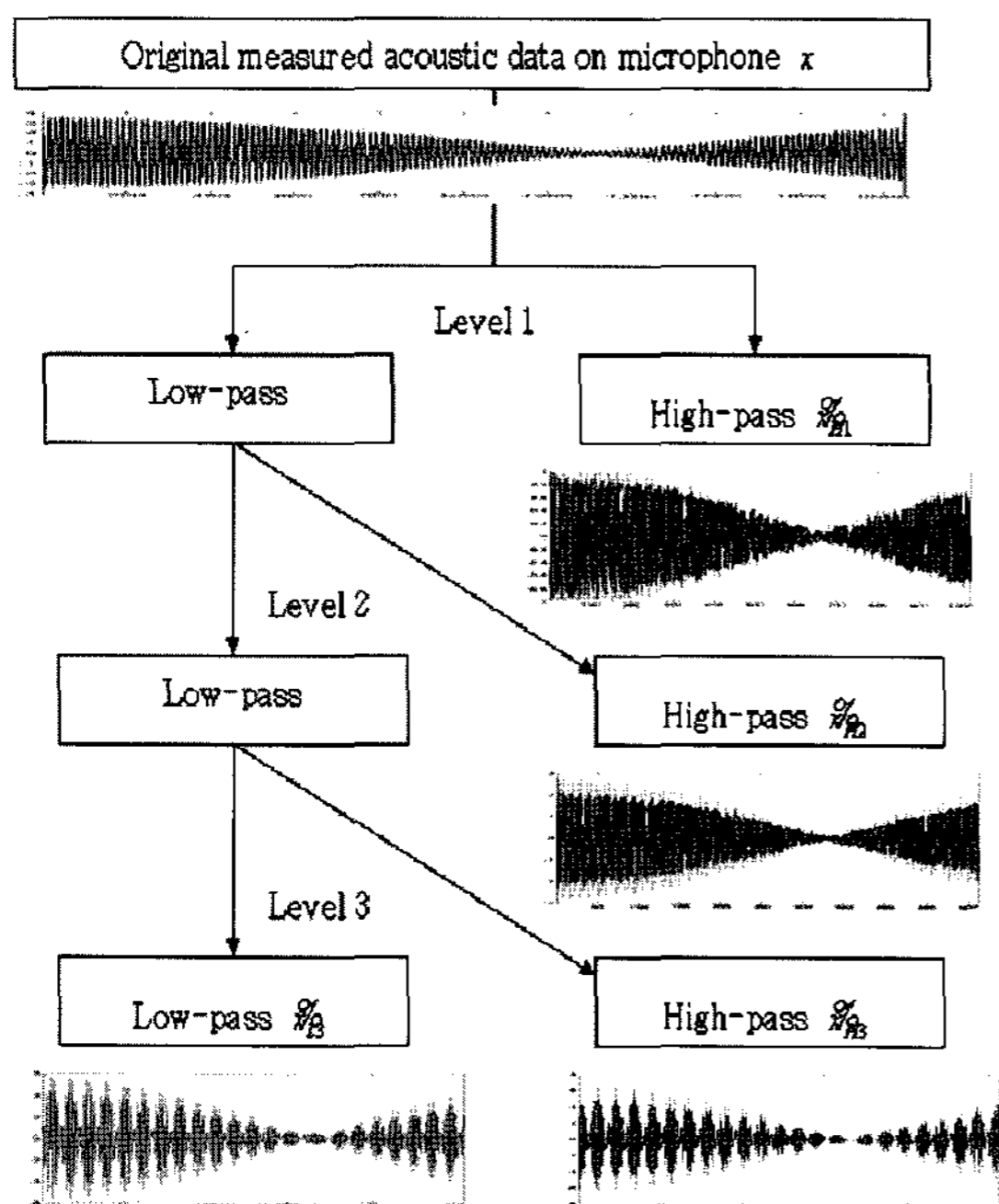


Fig. 2 Flow chart of discrete wavelet transformation(decomposition level 3)

$$p(\lambda_i) = \frac{|\lambda_i|}{\sum_{i=1}^M |\lambda_i|} \quad (14)$$

Table 1과 2는 신호-잡음비(signal-to-noise ratio)가 5 dB와 30 dB일 때의 엔트로피 값을 나타낸다.

E_{TH} 는 음압 신호의 엔트로피 값으로 설정하였다. 각 서브밴드의 엔트로피가 E_{TH} 보다 작으면 지수(index) Y_d 를 1로 설정한다.

$$Y_d = \begin{cases} 1 & \text{if } E \leq E_{TH} \\ 0 & \text{otherwise} \end{cases} \quad (15)$$

엔트로피 값에 대한 경계치(threshold) E_{TH} 를 선정하면 엔트로피가 E_{TH} 보다 낮은 서브밴드만으로 신호를 재구성(reconstruction) 한다. 즉 엔트로피가 E_{TH} 보다 낮은 서브밴드에 대해서만 지수 Y_d 를 1로 선정하고 이외에 대해서는 0으로 선정하였으므로 이러한 서브밴드를 이용하여 신호를 재구성하여야 한다. 이러한 Y_d 는 각 서브밴드가 재구성신호의 일

Table 1 Entropy values in the case of SNR = 5dB

Cases (SNR=5dB)	Entropy
No wavelet (x)	0.4411
Wavelet1 (\tilde{x}_{L3})	0.2904
Wavelet2 (\tilde{x}_{H3})	0.2711
Wavelet3 (\tilde{x}_{H2})	0.5088
Wavelet4 (\tilde{x}_{H1})	0.7367

Table 2 Entropy values in the case of SNR = 30dB

Cases (SNR=30dB)	Entropy
No wavelet (x)	0.1348
Wavelet1 (\tilde{x}_{L3})	0.1329
Wavelet2 (\tilde{x}_{H3})	0.1326
Wavelet3 (\tilde{x}_{H2})	0.1366
Wavelet4 (\tilde{x}_{H1})	0.1565

Table 3 Judgment criterion

SNR	MAC	
	No Wavelet	Wavelet after entropy threshold
15 dB	0.8907	0.9803
13 dB	0.8663	0.9204
10 dB	0.6375	0.8418
7.5 dB	0.4646	0.7198
5 dB	0.3463	0.6093

부분으로의 기여도를 나타낸다. 이를 위해 각 서브밴드에 대한 지수를 모두 결합하여 재구성지수(reconstruction index) 또는 기여도지수(contribution index) Y 를 구성한다.

$$Y = \cup \{Y_d\} \quad (16)$$

따라서 최종적인 상관행렬 $R_{\tilde{x}\tilde{x}}$ 는 다음과 같이 표현된다.

$$\begin{aligned} R_{\tilde{x}\tilde{x}} &= E[\tilde{x}^H \tilde{x}] \\ &= \sum_{E \leq E_{TH}} \tilde{x}^H \tilde{x} \\ &= A \tilde{S} A^H + \tilde{\sigma}^2 I \\ &= \tilde{\phi}_S \tilde{\Lambda}_S \tilde{\phi}_S^H + \tilde{\phi}_N \tilde{\Lambda}_N \tilde{\phi}_N^H \end{aligned} \quad (17)$$

최종적인 상관행렬에 대한 직교특성, $\text{span}(\tilde{\phi}_s)$ 와 $\text{span}(\tilde{\phi}_N)$,을 이용하여 새로운 MUSIC 파워를 설정하였다.

$$\tilde{P}_{music} = \frac{1}{a^H \tilde{\phi}_N \tilde{\phi}_N^H a} \quad (18)$$

MUSIC기법과 동일하게 소음원 위치에 근접하면 array manifold a 와 잡음 부공간 $\tilde{\phi}_N$ 는 거의 직교하며, $a^H \tilde{\phi}_N \tilde{\phi}_N^H a$ 는 영에 가까워진다. 따라서 \tilde{P}_{music} 을 이용하여도 소음원 위치를 예측할 수 있다.

4. 수치해석 결과

음압 측정 데이터는 항상 랜덤 잡음 등을 포함하기 때문에 측정 장비의 교정이나 에버리징(averaging)을 수행하여 이러한 잡음 들을 제거하지만 잡음을 완전히 제거하기는 어렵다. 이러한 잡음을 발생시키는 주요 원인은 음향 센서의 위치 오차 및 부정합(mismatching)에 의한 랜덤 잡음 등이 존재한다. 수치해석의 목적은 웨이블렛변환기법을 이용하여 측정 음압 데이터로부터 보다 정밀한 소음원 위치 예측이 가능함을 증명하는 것이다.

소음원 위치 예측 결과를 정성적으로 판단하기 위해 형상 비교를 하기 용이한 모달보증지수(MAC : modal assurance criterion)를 이용하였다.

$$MAC = \frac{\sqrt{\sum_m \sum_n P_{w/o}(m,n) \tilde{P}_n^H(m,n) \sum_m \sum_n P_{w/o}^H(m,n) \tilde{P}_n(m,n)}}{\sqrt{\sum_m \sum_n P_{w/o}^H(m,n) P_{w/o}(m,n) \sum_m \sum_n \tilde{P}_n^H(m,n) \tilde{P}_n(m,n)}} \quad (19)$$

여기에서 $P_{w/o}$ 는 잡음이 존재하지 않을 때의 MUSIC 파워, \tilde{P}_n 는 잡음이 존재시의 MUSIC 파워를 나타낸다.

전산모사에서 파수(wave number)는 2π 이고 음향센서 간의 거리(sampling spacing)는 0.25λ 로 가정하였다. 음향센서의 개수는 8개이며 샘플링 주파수(sampling frequency)는 5 kHz이다. Equation (20)으로 정의되는 두 개의 소음원의 상관계수는 0.2이다.

$$\rho = \frac{\sum_{n=1}^N s_1(n)s_2(n)}{\sqrt{\sum_{n=1}^N s_1(n)s_1(n)} \sqrt{\sum_{n=1}^N s_2(n)s_2(n)}} \quad (20)$$

수치 해석은 다음 두 가지 경우에 대해 수행하였다. 첫 번째는 여러 종류의 신호-잡음비를 갖는 신호, 두 번째는 첫 번째와 동일하지만 웨이블렛변환과 엔트로피를 이용한 변환을 수행한 신호로 설정하였다. 다음 단계로서 MU-SIC기법을 이용하여 소음원 위치를 예측하였다. 본 논문에서는 30dB의 신호-잡음비를 갖는 경우를 이상적인 경우로 설정하여 음향이미지(acoustic image)와 모달보증지수를 비교 분석하였다. 소음원의 위치는 $(x, y) = (0.5m, 0.2m)$ 와 $(x, y) = (0.6m, 0.2m)$ 이다.

Fig. 3은 본 논문에서 기준으로 한 30dB 신호-잡음비(SNR)를 갖는 경우의 MUSIC 파워를 2차원 이미지와 3차원 이미지로 보여 준다.

Fig. 4는 서로 근접한 두 개의 소음원 근처에서 MUSIC 파워를 나타낸다.

Fig. 5와 6은 15dB SNR을 갖는 신호에 대해 이산 웨이블렛변환을 하지 않은 경우와 변환을 한 경우에 대해 MUSIC 파워를 보여주며 Fig. 7과 8은 13dB SNR을 갖는 신호에 대해 이산웨이블렛변환을 하지 않은 경우와 변환을 한 경우에 대해 MUSIC 파워를 보여준다. Fig. 9와 10은 10dB SNR을 갖는 신호에 대해 MUSIC 파워를 보여주며 Fig. 11과 12는 7.5dB SNR을 갖는 신호에 대해 Fig. 13과 14는 5dB SNR을 갖는 신호에 대해 이산웨이블렛변환을 하지 않은 경우와 변환을 한 경우에 대해 MUSIC 파워를 나타낸다.

SNR이 10dB 이상일 때 이산웨이블렛변환을 하지 않은 경우와 변환을 한 경우 모두 소음원의 위치를 예측하지만 이산웨이블렛변환을 한 경우가 소음원 위치를 좀 더 선명하게 나타낸다. SNR이 10dB보다 낮을 때에는 이산웨이블렛변환을 하지 않은 MUSIC기법은 두 개의 소음원 위치 중간에 단일 피크만을 나타내어 위치 예측에 실패하였다. 반면에 이산웨이블렛변환을 동반한 MUSIC기법은 SNR이 낮은 경우에도 소음원 위치 예측이 가능하였다. 소

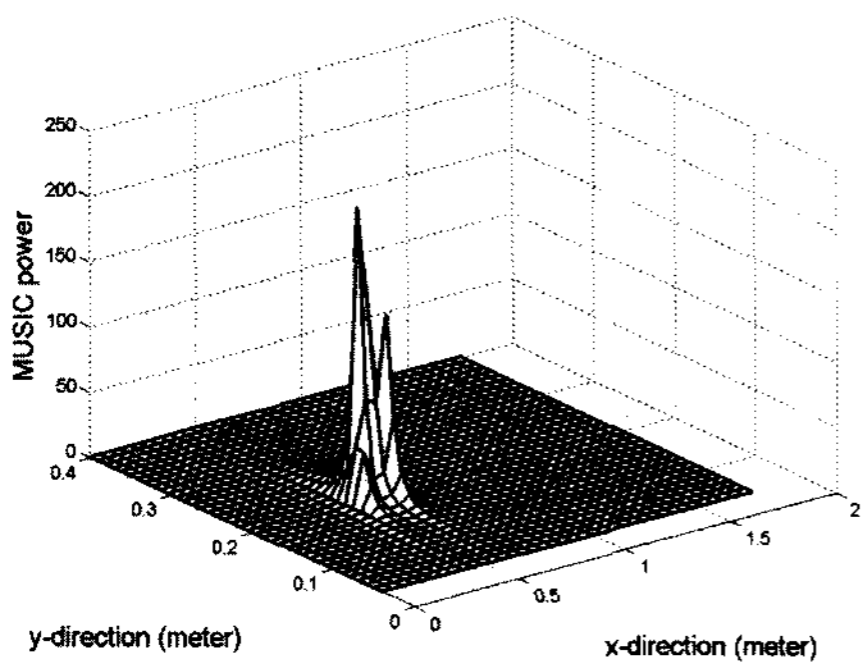
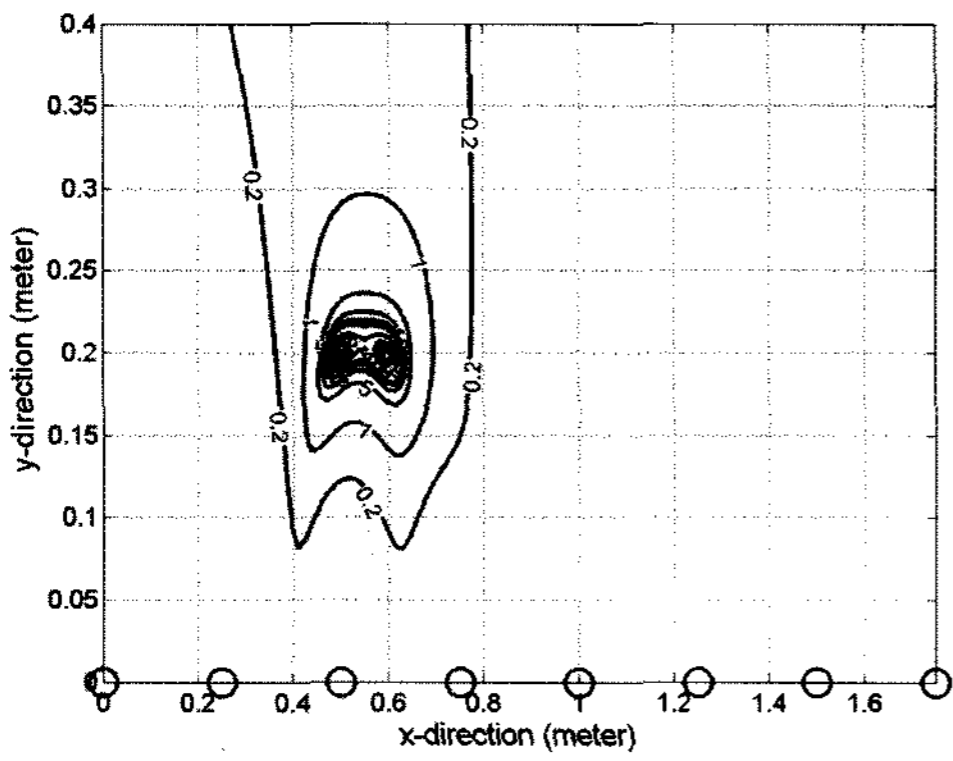


Fig. 3 Acoustic source localization when SNR =30dB (O denotes the position of microphones)

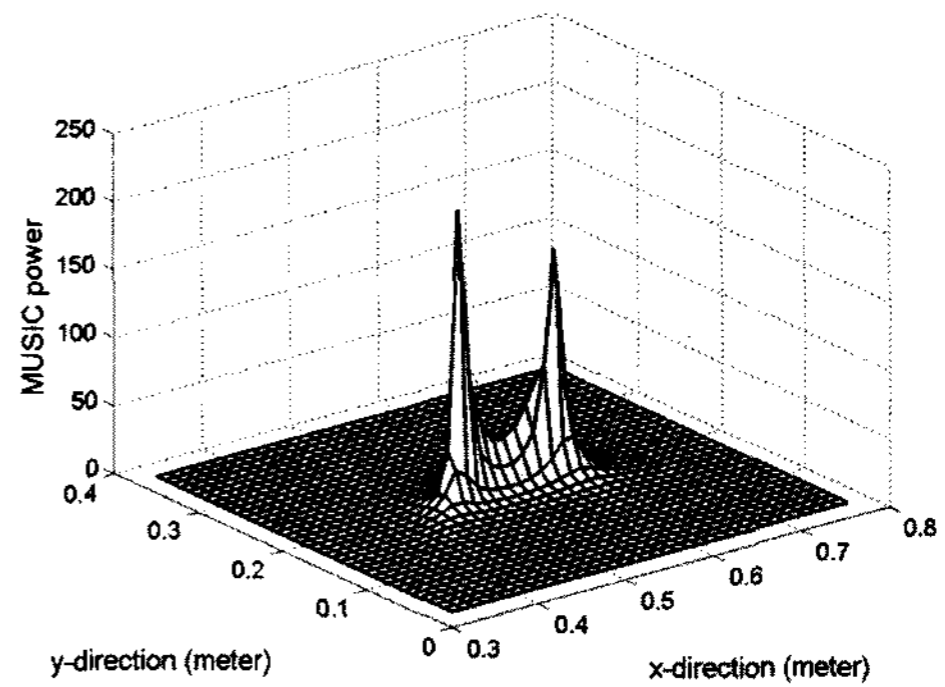
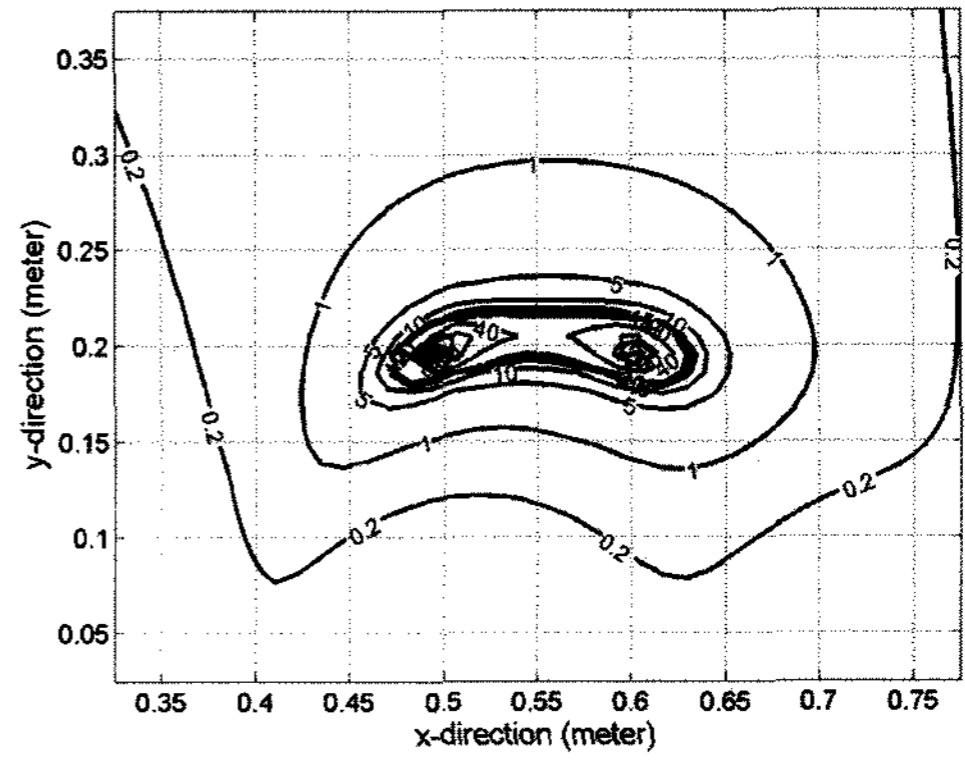


Fig. 5 MUSIC results when SNR =15dB

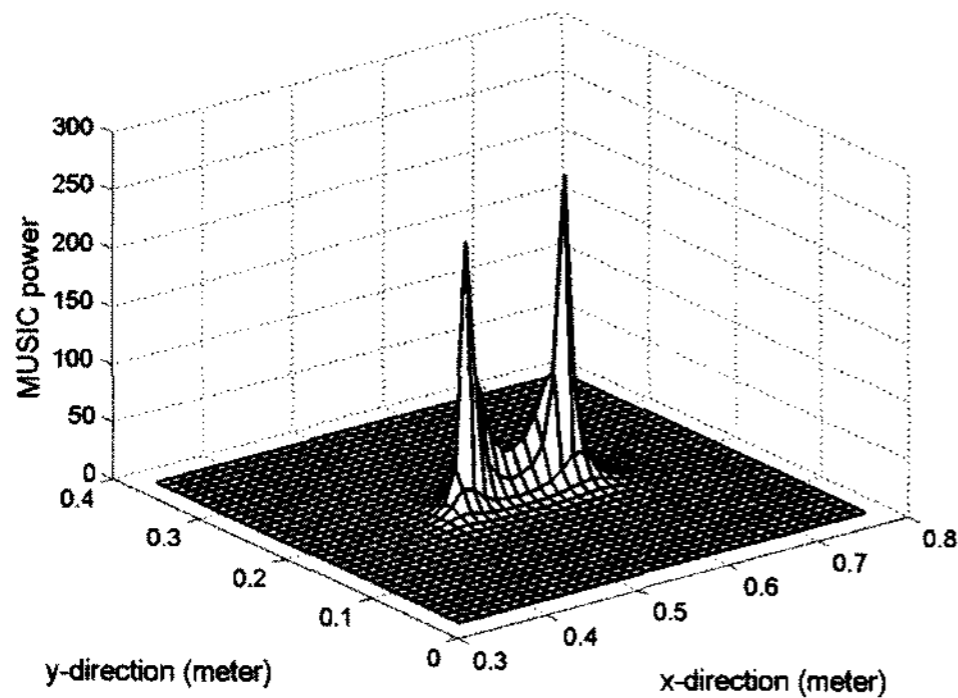
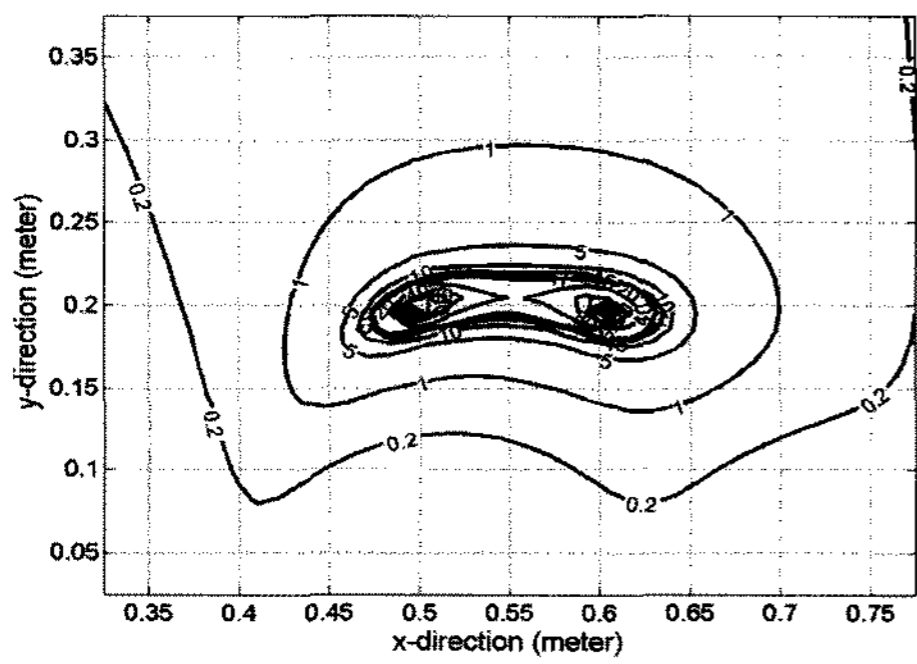


Fig. 4 Acoustic source localization when SNR=30dB

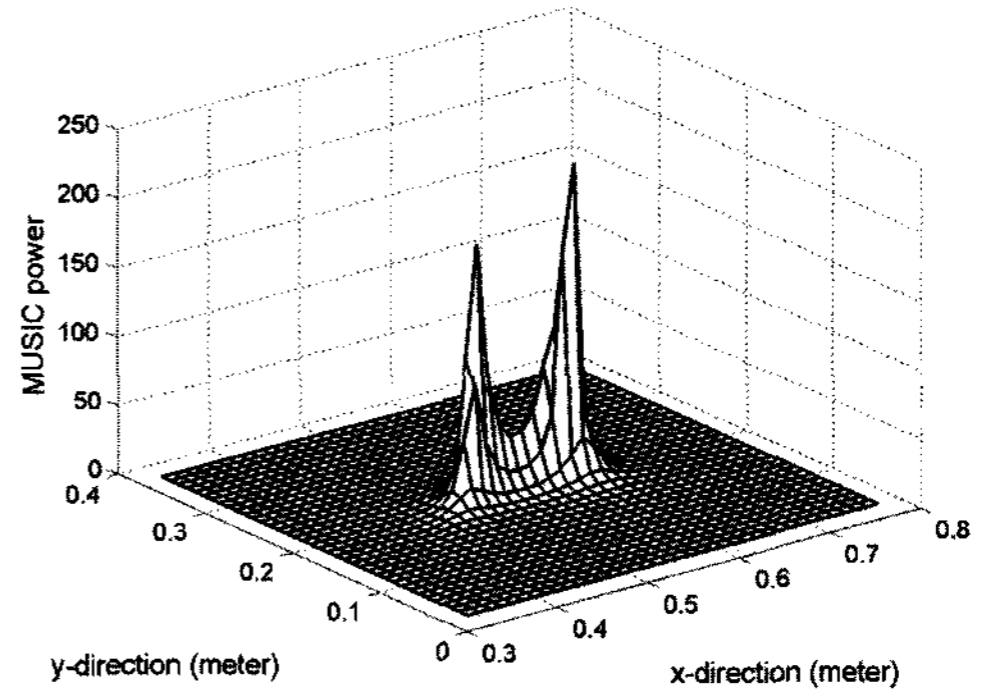
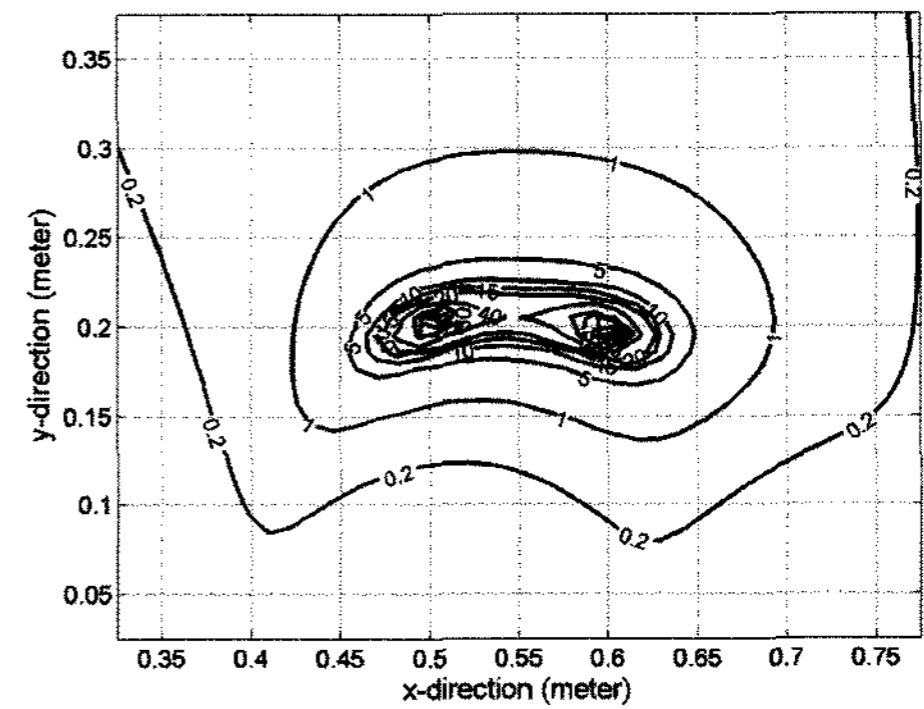


Fig. 6 MUSIC + DWT results when SNR =15dB

Noise Source Localization by Applying MUSIC with Wavelet Transformation

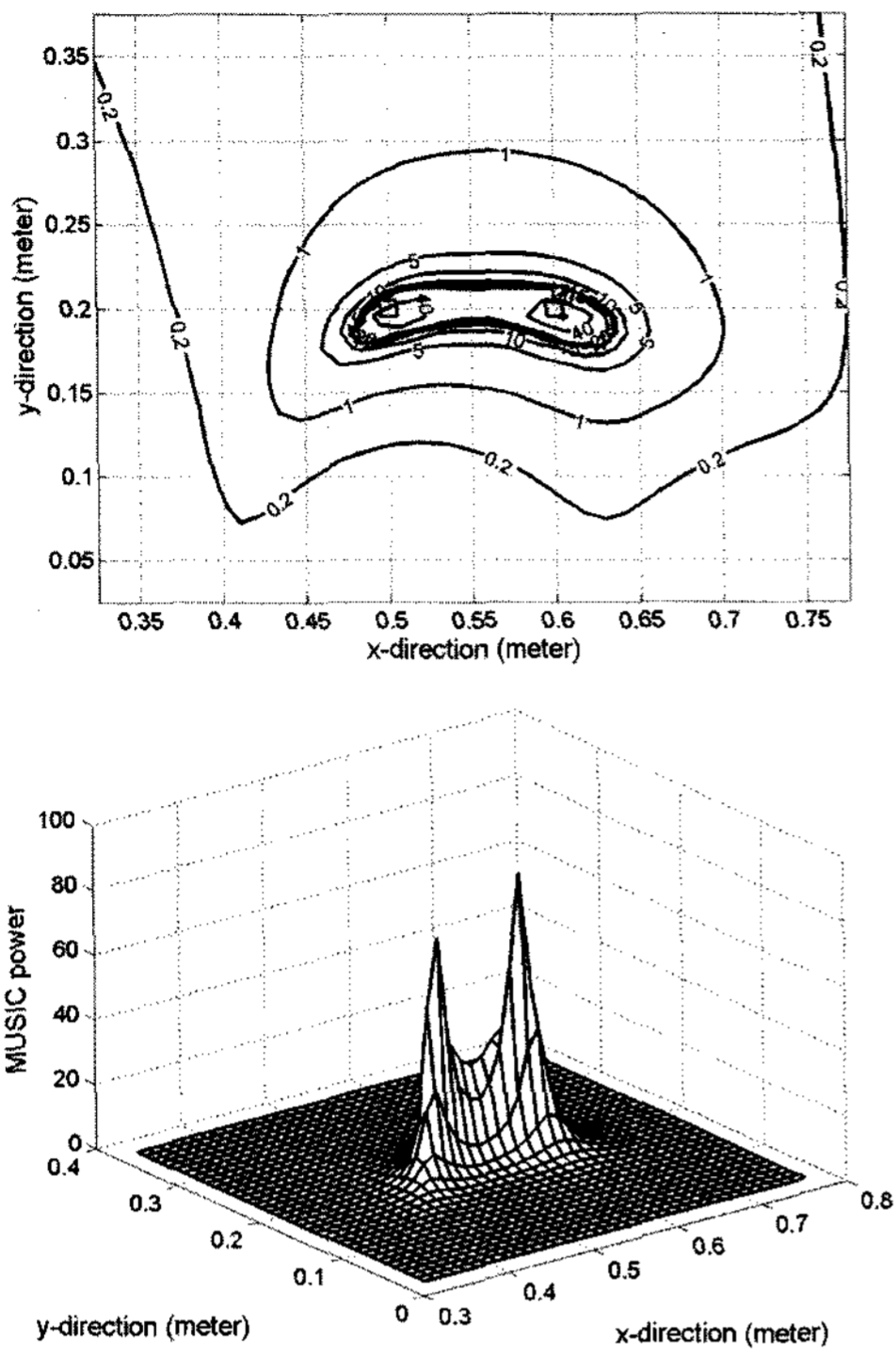


Fig. 7 MUSIC results when SNR =13dB

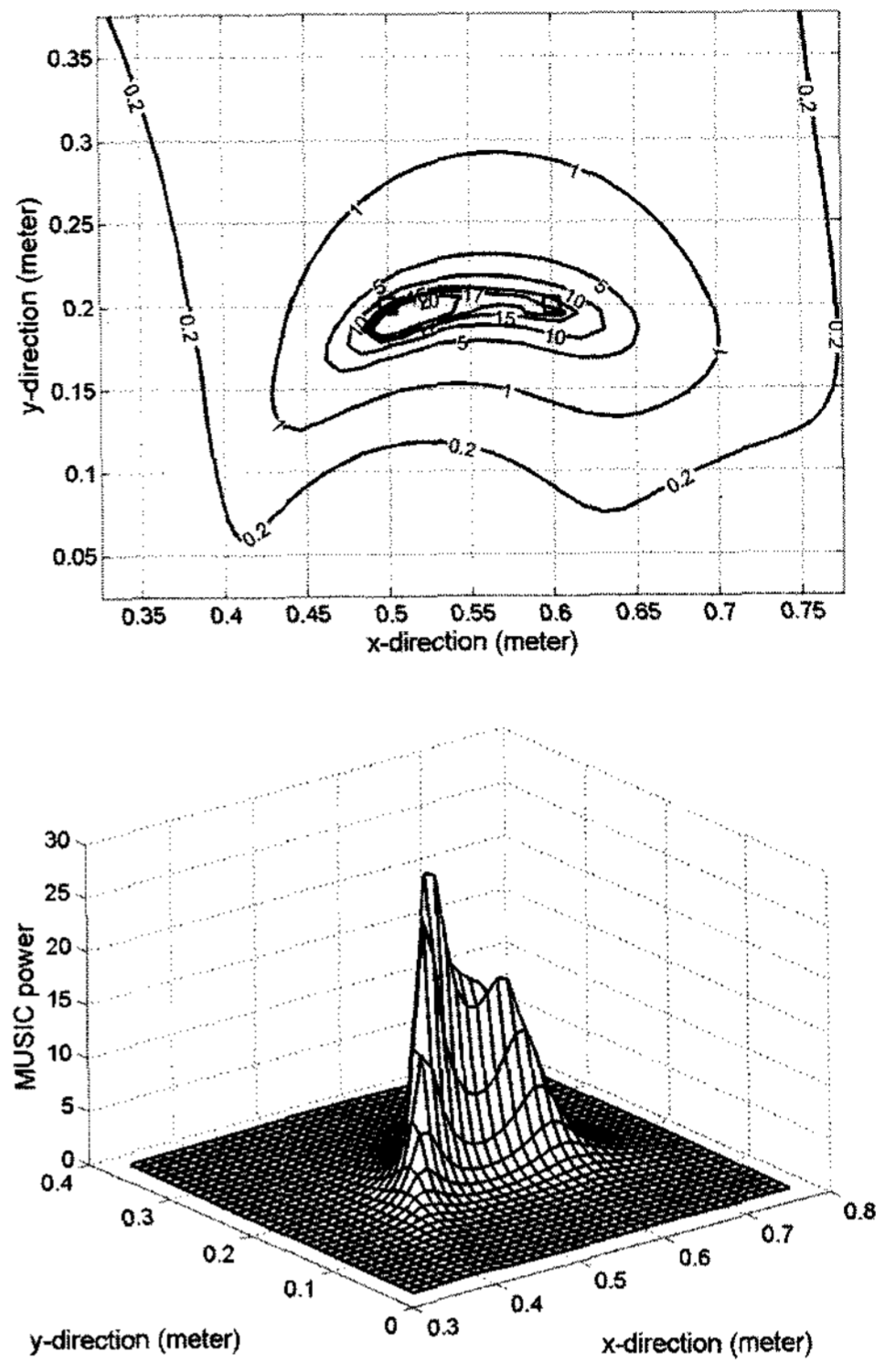


Fig. 9 MUSIC results when SNR =10dB

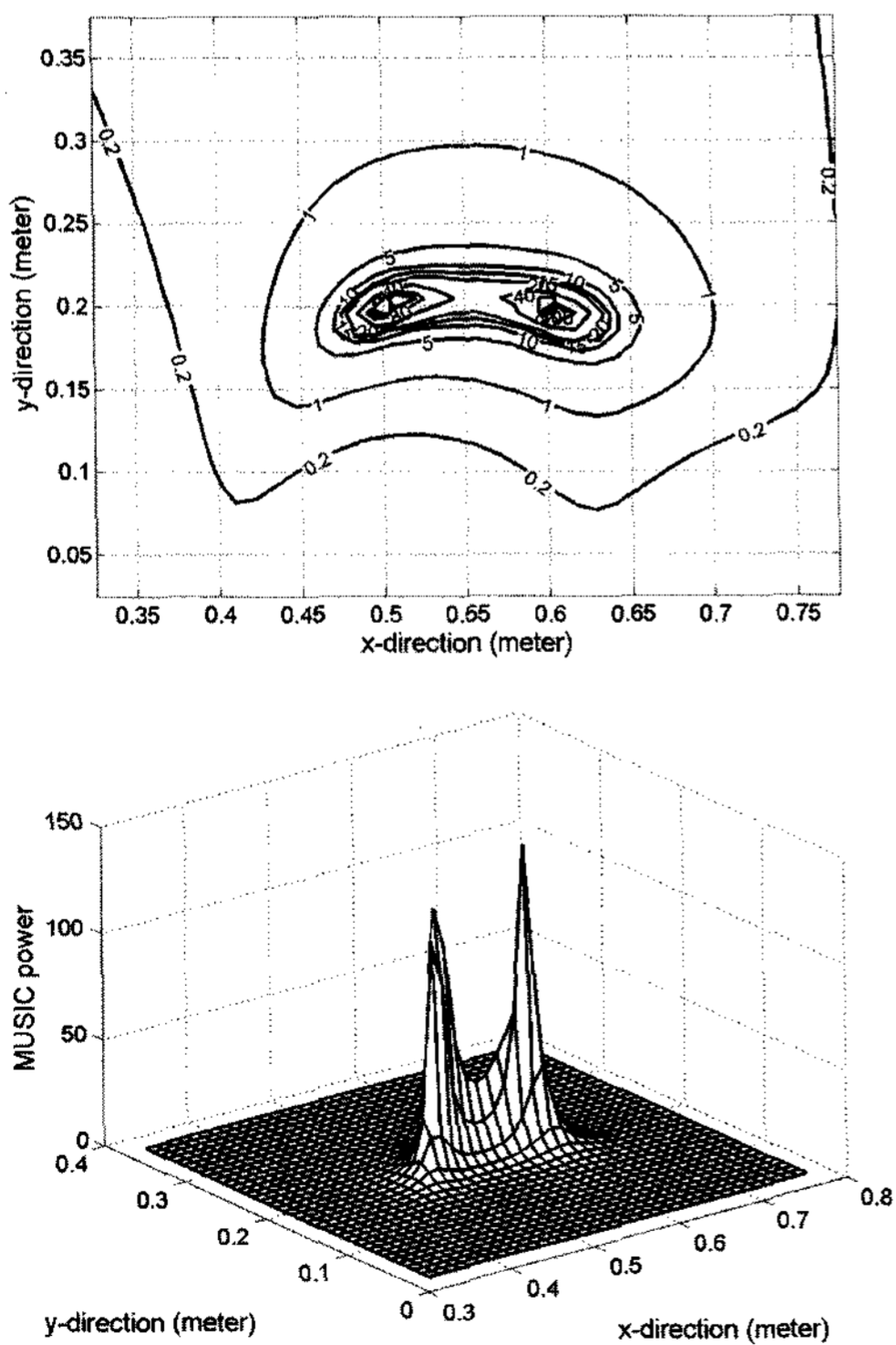


Fig. 8 MUSIC + DWT results when SNR =13dB

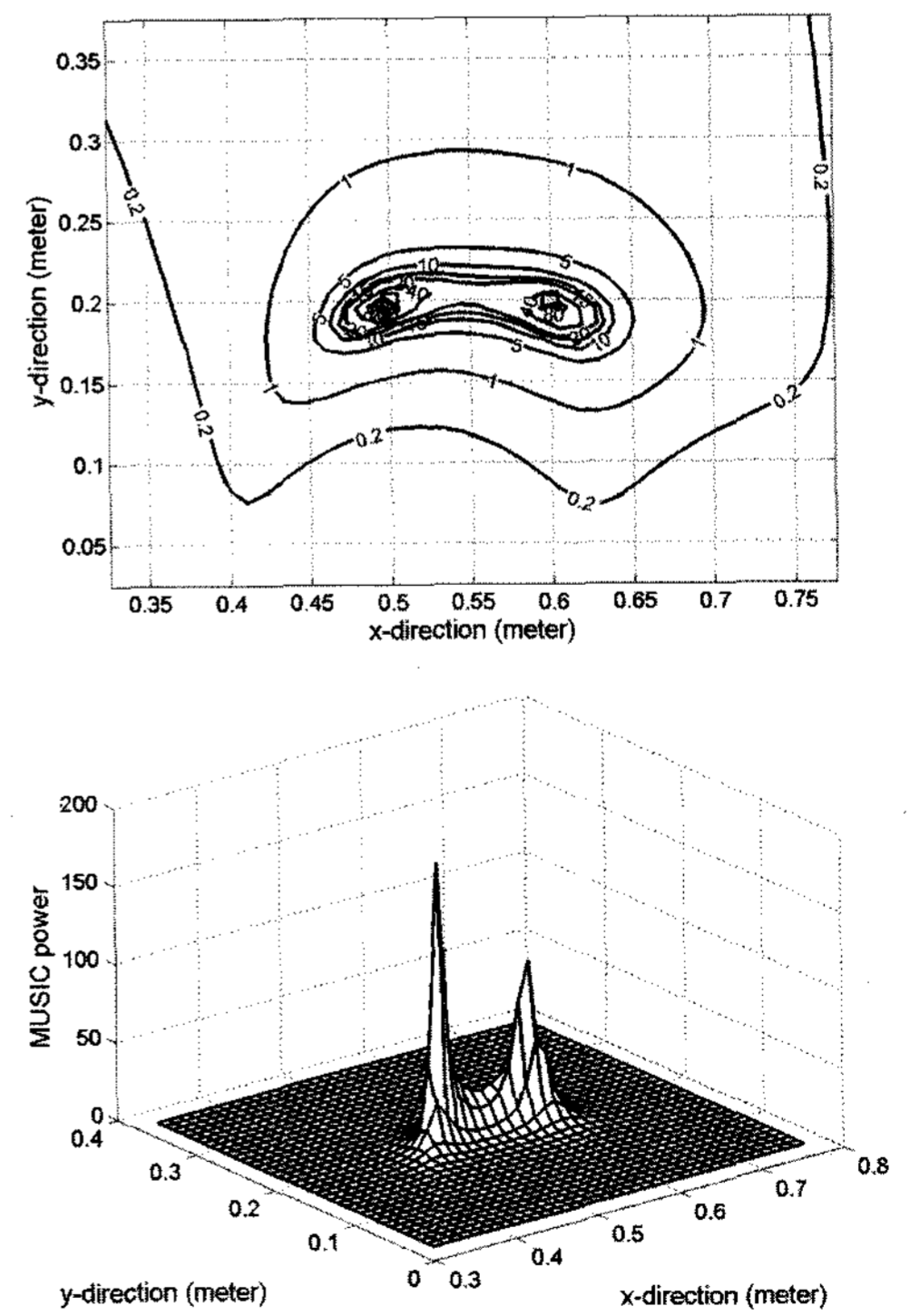


Fig. 10 MUSIC + DWT results when SNR =10dB

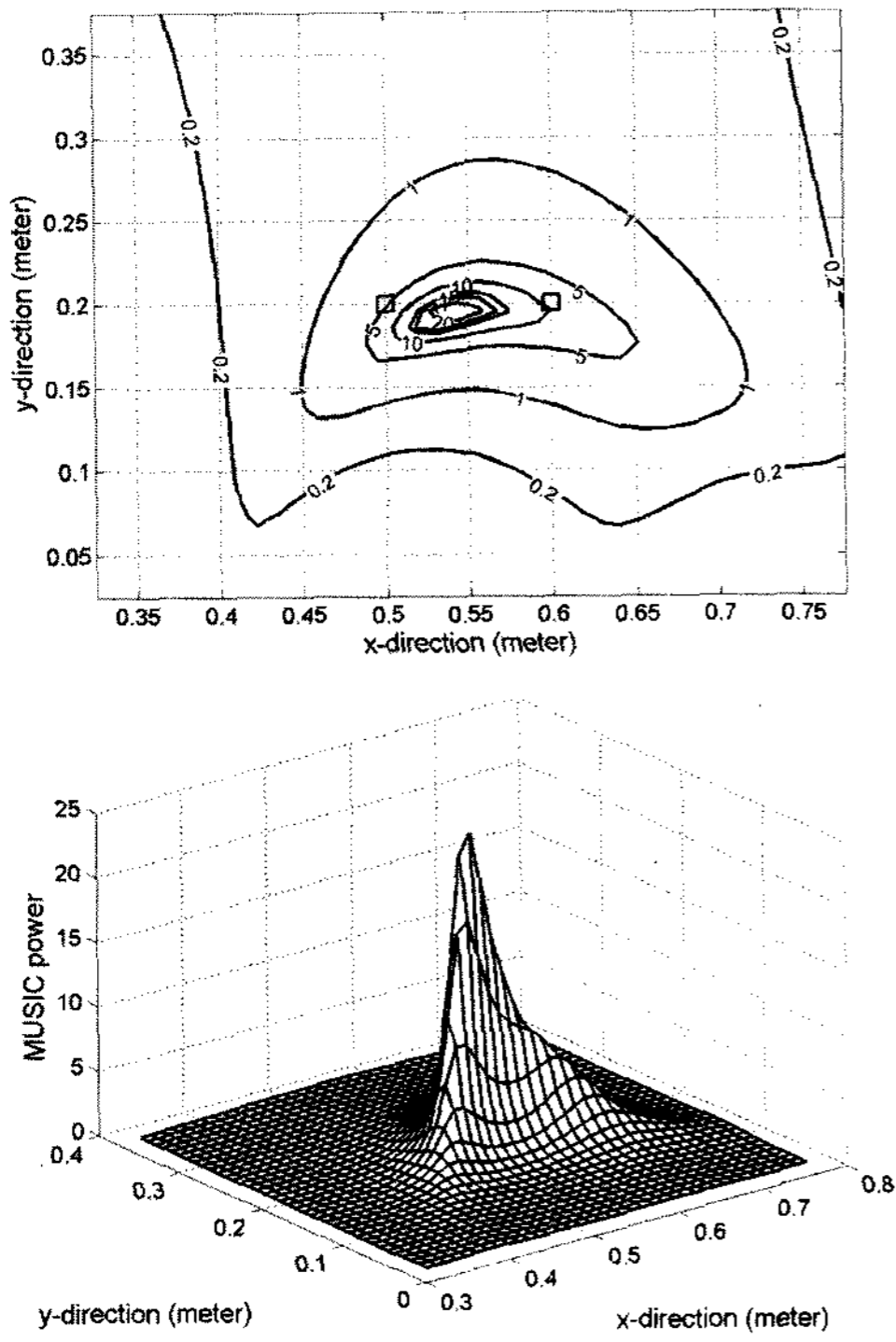


Fig. 11 MUSIC results when SNR = 7.5dB

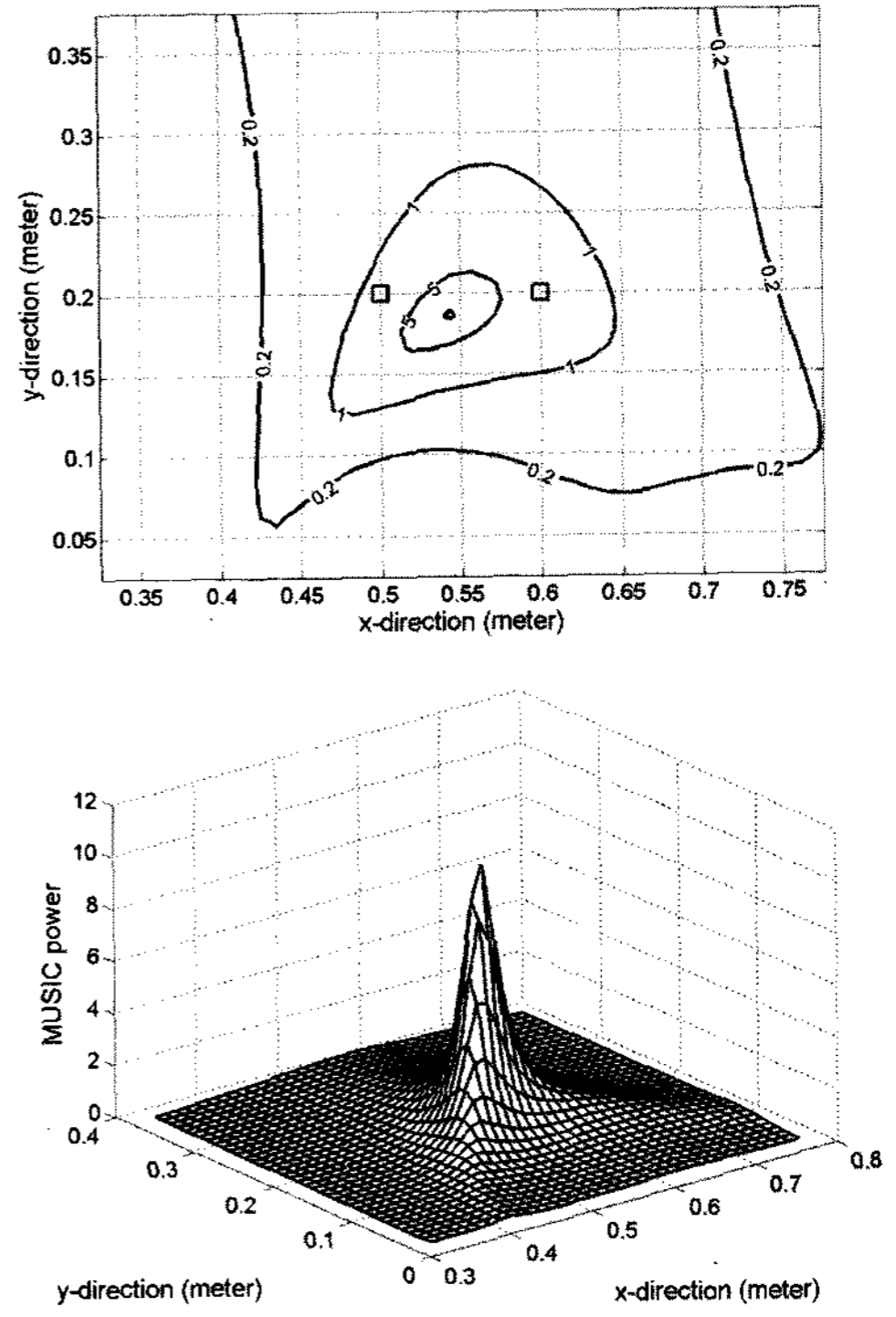


Fig. 13 MUSIC results when SNR = 5dB

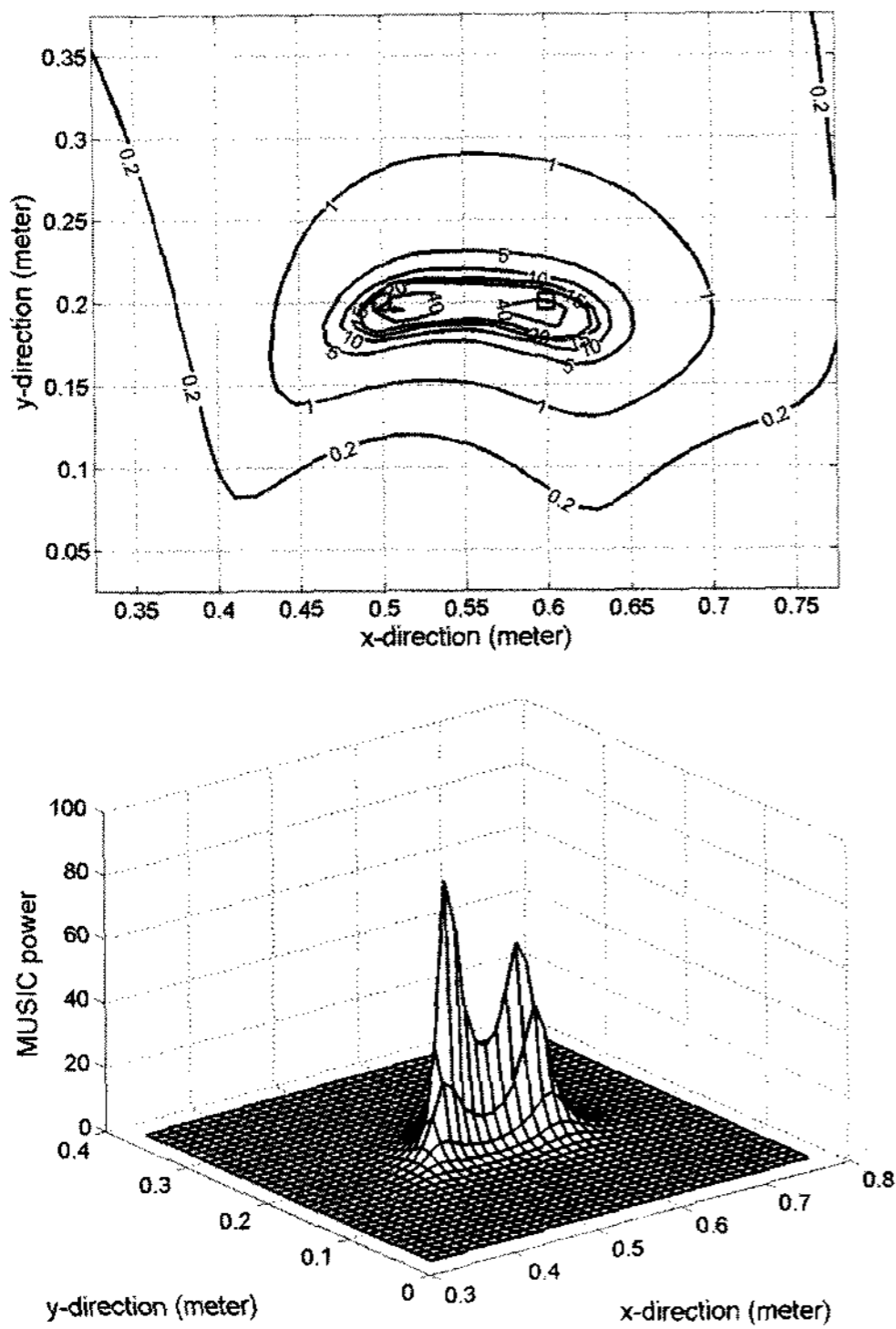


Fig. 12 MUSIC+DWT results when SNR=7.5dB

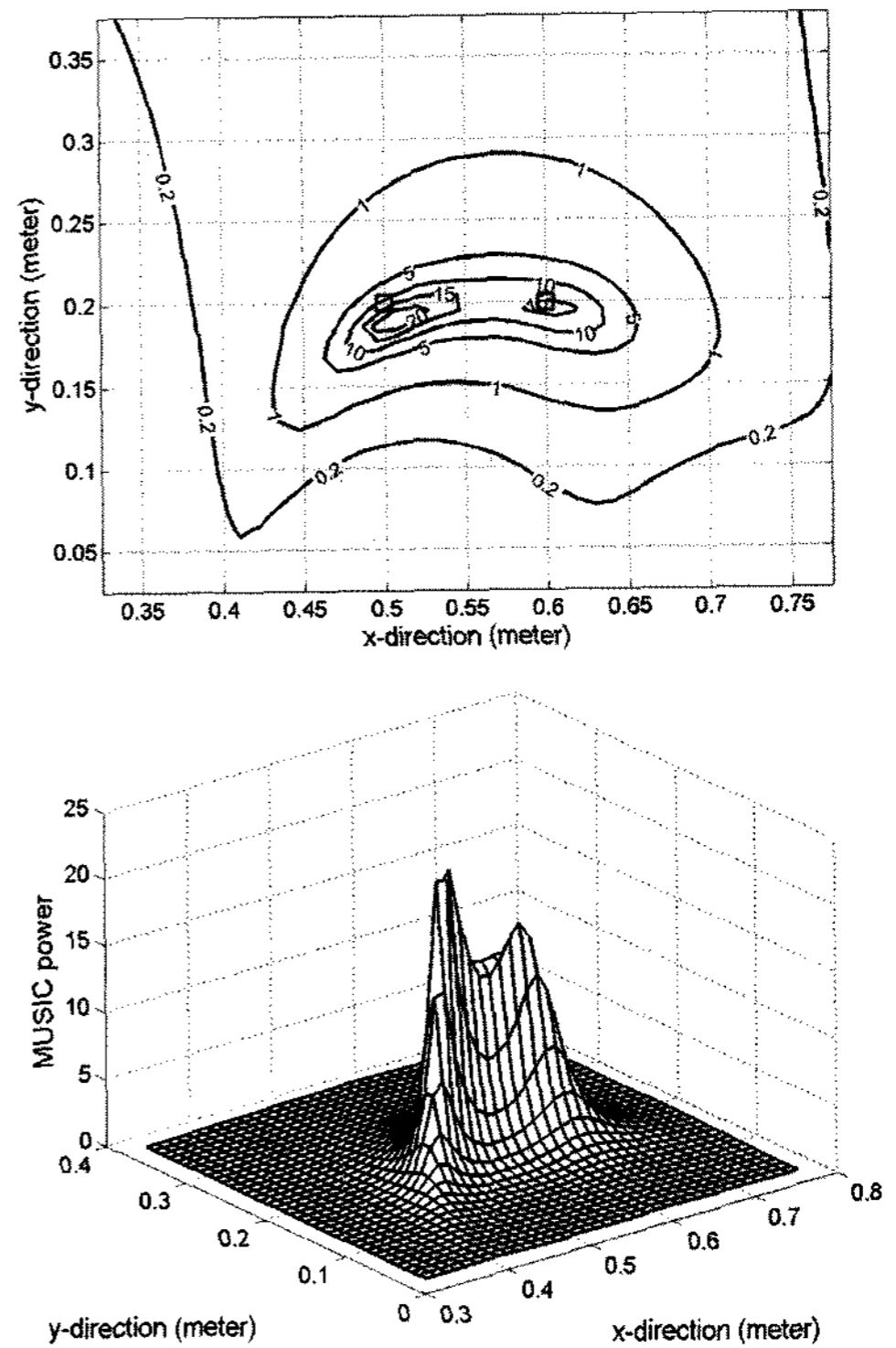


Fig. 14 MUSIC+DWT results when SNR=5dB

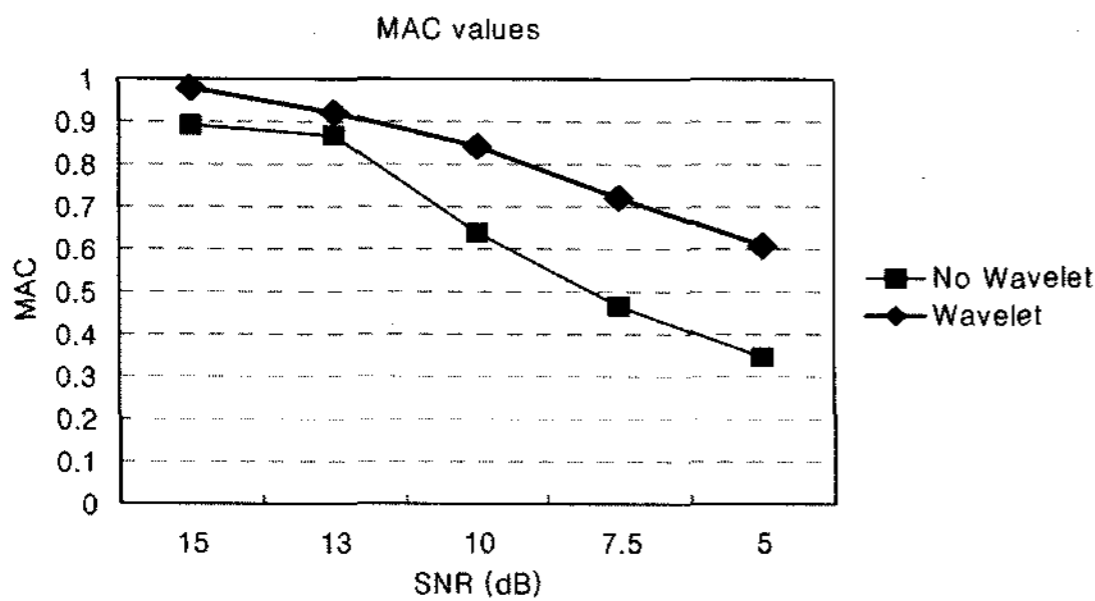


Fig. 15 MAC values according to SNR variation from 15dB to 5dB

음원 위치 예측에 대한 정확성을 판단하기 위하여 모달보증지수를 Table 3과 Fig. 15에 나타내었다. 낮은 SNR의 경우 제안된 방법과 전통적인 MUSIC 방법 간의 모달보증지수 차이가 높은 SNR의 경우보다 크게 나타났다. 제안기법의 효율성을 파악하기 위해 1000번의 반복계산시간을 PC기준으로 계산하면 이산웨이블릿변환을 하지 않은 MUSIC기법의 경우 0.27초이고 제안기법의 경우 0.265초 이므로 미미한 차이를 보인다.

소음원 위치 예측 결과를 정성적으로 판단하기 위해 형상 비교를 하기 용이한 모달 보증 지수를 기준으로 판단할 때 웨이블릿 변환을 이용한 제안기법을 이용하여 SNR이 낮은 경우에도 정확한 소음원 위치 예측이 가능하다.

5. 결론

낮은 신호-잡음비인 경우에도 웨이블릿변환을 이용한 MUSIC기법이 소음원 위치 예측에 유용함을 알 수 있었다. 제안된 기법은 웨이블릿변환과 MUSIC기법을 결합하여 측정 음압을 이용하여 역음향 문제(inverse acoustic problem)를 통해 다수의 소음원의 위치를 예측하는 기법이다. 제안된 기법은 기존의 MUSIC기법보다 정확한 소음원 위치 예측이 가능하다는 것을 알 수 있었고 낮은 신호-잡음비인 경우에도 소음원 위치 예측이 가능하다는 것을 알 수 있었다.

References

1) R. O. Schmidt, "Multiple Emitter Location and

Signal Parameter Estimation," IEEE Trans. Antennas and Propagation, Vol.AP34, No.3, pp.276-280, 1986.

- 2) H. Krim and M. Viberg, "Two Decades of Array Signal Processing Research The Parametric Approach," IEEE Signal Proc. Mag., Vol.13, No.4, pp.67-94, 1996.
- 3) A. J. Barabell, "Improving the Resolution Performance of Eigenstructure Based Direction-finding Algorithms," IEEE International Conference on Acoustics, Speech and Signal Processing, pp.336-339, 1983.
- 4) F. Asano, H. Asoh and T. Matsui, "Sound Source Localization and Separation in Near Field," IEICE Trans. Fundamentals, Vol.E83-A, No.11, pp.2286-2294, 2000.
- 5) K. Sekihara, D. Poeppel, A. Marantz, H. Koizumi and Y. Miyashita, "Noise Covariance Incorporated MEG-MUSIC Algorithm: A Method for Multiple-dipole Estimation Tolerant of the Influence of Background Brain Activity," IEEE Trans. Biomedical Engineering, Vol.44, No.9, pp.839-847, 1997.
- 6) J. J. Ermer, J. C. Mosher, M. Huang and R. M. Leahy, "Paired MEG Data Set Source Localization Using Recursively Applied and Projected (RAP) MUSIC," IEEE Trans. Biomedical Engineering, Vol.47, No.9, pp.1248-1260, 2000.
- 7) J. C. Mosher and R. M. Leahy, "Source Localization Using Recursively Applied and Projected (RAP) MUSIC," IEEE Trans. Signal Processing, Vol.47, No.2, pp.332-340, 1999.
- 8) L. J. Zhang, C. M. Lee and Y. S. Wang, "Wavelet Analysis of Vehicle Nonstationary Vibration Under Correlated Four-wheel Random Excitation," Int. J. Automotive Technology, Vol.5, No.4, pp.257-268, 2004.
- 9) K. G. Oweiss and D. J. Anderson, "A New Approach to Array Denoising," Proceedings of IEEE 34th Asilomar Conference Asilomar USA, Vol.2, pp.332-340, 2000.
- 10) T. Fukue and N. Hamada, "DOA Estimation of Moving Target under the Clutter Environment by Applying MUSIC to the QMF Doppler Filter Bank," IEICE Trans. Commun., Vol.

E88-B, No.5, 2005.

11) I. Daubechies, Ten Lectures on Wavelets, SIAM, Philadelphia, 1992.

12) T. M. Cover and J. A. Thomas, Elements of Information Technology, John Wiley and Sons, New York, 1991.