

# 표준 머리전달함수 추출 기법에 관한 연구

## Research on methods to extract standard head-related transfer function

손대혁 ‡ · 박영진 † · 장세진 \*

Daehyuk Son, Youngjin Park and Sei-jin Jang

**Key Words** : Head-related transfer function(머리전달함수), virtual sound technology(가상입체음향), standardization(표준화)

### ABSTRACT

Researches on three-dimensional multimedia has been performed actively in recent years. Virtual sound technology corresponding to virtual image should be provided to implement 3D multimedia with high quality. Head-related transfer function (HRTF) plays a key role in this research area. HRTFs measured in changing azimuth, elevation, and distance for each and every subject is necessary for ideal solution. However, it is practically impossible to measure all subjects' HRTFs, so various HRTF databases have been built by many researchers. Because HRTF displays quite different aspects from subject to subject, HRTF of dummy head has been used for generic usage. However, mannequin's HRTF showed much worse performance comparing with individual case so this solution should be improved. From previous work, standardization of HRTF based on tensor-singular value decomposition method has been proposed. For effective extraction of standard HRTF, three different decomposition methods are compared in this paper.

### 기 호 설 명

$H$  : 머리전달함수,  $G$  : 중심 텐서  
 $U^{(1)}, U^{(2)}, U^{(3)}$  : 각 방향으로의 요소  
 $C$  : 공분산 행렬,  $W$  : 주성분 가중치  
 $V$  : 주성분  
 $a_n$  : 독립성분 변환 벡터,  $s_n$  : 독립성분

### 1. 서 론

최근, 3 차원 멀티미디어에 관한 연구가 활발히

이루어지고 있다. 3 차원 멀티미디어를 높은 현실감으로 제공하기 위해서는 입체 영상뿐만 아니라 그에 상응하는 입체 음향 기술이 필요하다. 3 차원 입체 음향 기술의 핵심이 되는 요소는 머리전달함수(Head-related transfer function) 이라고 할 수 있다. 이론적으로 한 피실험자에 대해 3 차원 공간 모든 위치에서 측정된 머리전달함수가 필요하지만 현실적으로 어렵기 때문에, 머리전달함수 데이터베이스를 구축하여 이를 활용한 연구들이 수행되어왔다.<sup>(1),(2),(3)</sup> 머리전달함수는 개개인에 따라 상당히 다른 특성을 보이기 때문에 보다 보편적인 용도를 위해 디미 헤드의 머리전달함수가 사용되어 왔다. 하지만 이는 개인의 머리전달함수에 비해 현저히 낮은 성능을 보여 개선이 필요하다. 선행 연구를 통해 구축한 머리전달함수 데이터베이스로부터 표준 머리전달함수를 추출하는 것에 관한 연구를 수행하였다.<sup>(4)</sup> 보다 효율적인 표준 머리전달함수 추출을 위해 본 연구에서는 텐서 특이값 분해법, 주성분 분석

‡ 발표자; KAIST 기계공학과  
† 교신저자; 정회원, KAIST 기계공학과  
E-mail : yjpark@kaist.ac.kr  
Tel : 042)350-3036, Fax : 042)350-8220  
\* KETI 디지털미디어센터

법, 독립성분 분석법을 비교하였다.

## 2. 표준 머리전달함수 추출 기법에 관한 연구

### 2.1 데이터 분해법

#### (1) 텐서 특이값 분해법

텐서 특이값 분해법(Tensor-Singular Value Decomposition, T-SVD)은 행렬 특이값 분해법을 확장한 개념으로 다차원 데이터의 특성을 분석하기에 적합한 방법이다. 여기서 텐서는 다차원 배열을 의미하며 행렬의 경우는 2차원 텐서로 정의된다. 이 기법은 주로 영상 신호 처리 등에서 사용되는 경우가 많으며, 이 기법을 이용해 머리전달함수를 시간, 방위각, 고도각, 피실험자 등의 다양한 차원으로 분석할 수 있을 것으로 기대된다.

3차원 텐서에 대한 텐서 특이값 분해법에 대한 개념도는 다음 그림 1과 같다.<sup>(5)</sup>

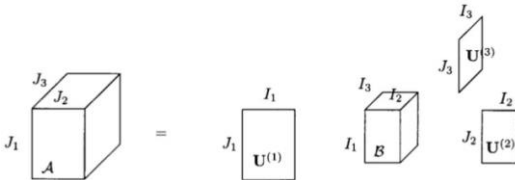


Figure 1 Graphical expression of T-SVD method

그림 1의 경우는 3차원 텐서 A를 중심 텐서 B와 단위 행렬  $U^{(1)}$ ,  $U^{(2)}$ ,  $U^{(3)}$ 로 표현한 것이다. 이를 수식으로 나타내면 다음 식(1)과 같이 표현할 수 있다. 이 때, 단위 행렬  $U^{(1)}$ ,  $U^{(2)}$ ,  $U^{(3)}$ 는 각 방향으로의 기여도를 의미한다. 텐서 특이값 행렬의 성질에 대한 자세한 설명은 생략하도록 한다.

$$H = G \times_1 U^{(1)} \times_2 U^{(2)} \times_3 U^{(3)} \quad (1)$$

#### (2) 주성분 분석법

주성분 분석법(Principal Component Analysis, PCA)은 서로 연관되어 있는 데이터들을 표현하는데 매우 효율적인 통계적인 방법으로 알려져 있다. 기본적인 아이디어는 다차원의 데이터셋을 원래의 데이터의 다양함을 최대한 유지하면서 저차원으로 줄이는 것이다. 그 과정을 식으로 나타내면 다음과 같다.<sup>(6)</sup>

$$C = E[H \otimes H] = (1/(M-1))H \cdot H^* \quad (2)$$

$$W = V^* \cdot H \quad (3)$$

#### (3) 독립성분 분석법

독립성분 분석법(Independent Component Analysis, ICA)은 주어진 데이터를 통계적으로 독립적인 하부 성분으로 분리하는 계산 방법이다. 각 독

립 성분은 서로 수학적으로 독립적인 관계를 가지게 된다. 이를 수식으로 나타내면 다음과 같다.<sup>(7)</sup>

$$H = a_1 s_1 + a_2 s_2 + \dots + a_n s_n \quad (4)$$

### 2.2 각 데이터 분해법 비교

#### (1) 스펙트럼 왜곡 비교

각 데이터 분해법 간의 비교를 위해 데이터 행렬을 구축된 데이터베이스로부터 추출하였다. 사용된 데이터는 한국인 남성 41명의 왼쪽 귀 머리전달함수를 정중면에서 측정된 것이다. 먼저, 머리전달함수 맞춤화 관련 연구에서 성능 지표로 가장 많이 사용되는 스펙트럼 왜곡(Spectral Distortion, SD)를 비교하였다. 스펙트럼 왜곡을 식으로 나타내면 다음과 같다.

$$SD = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \left( 20 \log \frac{|H(f_i)|}{|\hat{H}(f_i)|} \right)^2} \quad (dB) \quad (5)$$

기저 함수를 5개 추출하였을 때와, 10개 추출하였을 때, 각 기법을 이용하여 구한 머리전달함수와 기존 측정된 머리전달함수 사이의 주파수 영역에서의 스펙트럼 왜곡을 구하면 다음 그림 2, 3과 같다.

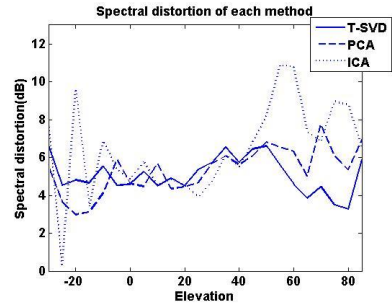


Figure 2 SD comparison (5 basis case)

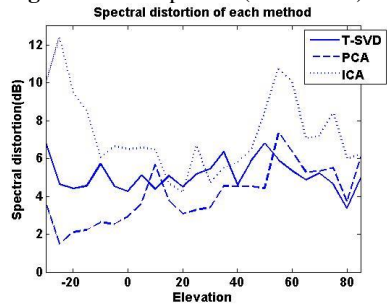


Figure 3 SD comparison (10 basis case)

그림 2와 3에서 실선은 텐서 특이값 분해법, 굵은 점선은 주성분 분석법, 얇은 점선은 독립성분 분석법의 결과를 나타낸다. 기저 함수의 개수와 상관 없이 주성분 분석법이 가장 작은 스펙트럼 왜곡을, 독

립성분 분석법이 가장 큰 스펙트럼 왜곡을 나타냈다. 이는 머리전달함수 데이터는 같은 평면인 정중면에서 측정 하였을 때 서로 상관되는 값을 가지기 때문에 서로 상관된 데이터 분석에 적합한 주성분 분석법이 가장 좋은 결과를 나타낸 것으로 보인다. 반면 독립성분 분석법의 경우 독립성분을 임의로 추출하는 방식의 기법이기에 때문에 10개 정도의 적은 기저 함수 개수로는 원래 데이터를 표현하는데 한계가 존재함을 알 수 있다.

(2)모델링 오차 비교

두 번째로는 모델링 오차(Modeling error)를 비교하였다. 모델링 오차는 그 기법이 원래의 데이터를 얼마나 정확하게 표현하는지에 대한 척도로서 활용된다. 모델링 오차를 구하는 식은 다음과 같다.

$$\% \text{ error}(k) = \frac{\|H_{\text{original}} - H_{\text{reproduced}}\|_F^2}{\|H_{\text{original}}\|_F^2} \times 100 (\%) \quad (5)$$

기저 함수의 개수에 따른 모델링 오차를 각 기법에 대해 그려보면 다음 그림 4와 같다. 기저 함수의 개수를 1에서 10까지 늘려가며 모델링 오차를 구하였다.

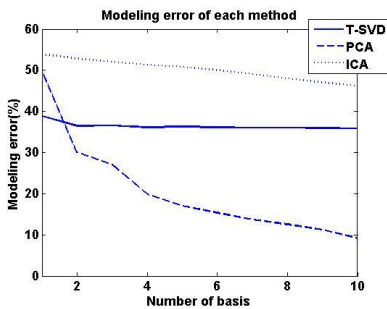


Figure 4 Modeling error comparison

그림 4에서 볼 수 있듯이 모델링 오차 감소율이 주성분 분석법에서 가장 큰 것을 알 수 있다. 이는 앞선 스펙트럼 왜곡 분석 결과와 같다고 할 수 있다. 즉, 머리전달함수의 표준화를 위한 기법으로써 주성분 분석법이 텐서 특이값 분해법과 독립성분 분석법에 비해 스펙트럼 왜곡과 모델링 오차 관점에서 더 우수하다고 할 수 있다. 물론, 고차원의 데이터를 다룰 수 있다는 점에서 텐서 특이값 분해법 또한 독립적인 장점을 갖는다.

### 3. 결 론

본 논문에서는 머리전달함수 표준화 기법에 대한 비교 분석을 수행하였다. 분석에 사용된 기법은 텐서 특이값 분해법, 주성분 분석법, 독립성분 분석법

이었다. 각 방법을 이용하여 41명의 한국인 남성의 정중면에서의 머리전달함수를 분석한 결과 스펙트럼 왜곡과 모델링 오차 관점에서 주성분 분석법이 가장 좋은 결과를 나타냈다. 이는 머리전달함수 데이터가 서로 연관된 관계를 가지고 있기 때문이다. 하지만 주성분 분석법의 경우 행렬 데이터에 대한 분석만이 가능하기 때문에 고차원의 데이터를 다룰 수 있는 텐서 특이값 분해법을 이용하게 되면 고차원의 데이터를 다각도에서 분석할 수 있다는 다른 장점을 가질 것으로 생각된다.

### 후 기

이 논문은 2010년도 정부(지식경제부)의 재원으로 산업융합기반구축사업의 지원(No.10037244) 및 2014년도 정부(미래창조과학부)의 재원으로 한국연구재단의 지원을 수행된 연구임(No.2010-0028680).

### 참 고 문 헌

- (1) V. R. Algazi, R. O. Duda, D. M. Thompson and C. Avedano, 2001, The CIPIC HRTF Database, Proceedings of 2001 IEEE Workshop on Applications of Signal Processing to Audio and Electroacoustics, pp. 99~102.
- (2) <http://recherche.ircam.fr/equipes/salles/listen/>
- (3) D. Son, Y. Park, Y. Park and S. Jang, 2014, Building Korean Head-related Transfer Function Database, Transactions of the KSNVE, pp. 282~288.
- (4) D. Son, Y. Park and S. Jang, 2014, Characteristics analysis of Korean standard head-related transfer function, Proceedings of the KSNVE Annual Spring Conference, pp. 706~707.
- (5) L. D. Lathauwer, B. D. Moor, and J. Vandewalle, 2000, A Multilinear Singular Value Decomposition, SIAM J. MATRIX ANAL. APPL., pp. 1253~1278.
- (6) Ian Jolliffe, 2005, Principal Component Analysis, John Wiley & Sons, Inc., New York.
- (7) A. Hyvarinen and E. Oja, 2001, Independent Component Analysis, John Wiley & Sons, Inc., New York.