

## 복원된 뇌신호원의 국지화 정확도 평가를 위한 거리 가중치 유사도 비교법

최종호\*, 박선애\* 정현교\*  
 서울대학교 전기공학부\*

### a new distance weighted correlation method to evaluate reconstructed brain sources

Jong-Ho Choi\*, Sun-Ae Park\*, Hyun-Kyo Jung\*  
 School of Electrical Engineering, Seoul National University\*

**Abstract** - 이 논문에서는 복원된 뇌신호원을 평가하는 방법 중의 하나로 거리 가중치 유사도 비교법을 제안한다. 의료영상처리 분야에서 시간적인 뇌신경신호원의 변화를 비교 및 분석하기 위해서 여러 방법이 적용되고 있는데 가장 널리 사용되고 있는 것이 유사도 비교법이다. 본 논문에서는 1차원 기준으로 구성된 기존의 유사도 비교법을 3차원 뇌신호원 평가에 적합하도록 거리 가중치를 고려한 새로운 유사도 비교법을 제시한다. 또한 3차원 뇌신경신호원의 시뮬레이션을 통해 새로운 기법의 타당성을 검증한다.

$$cov(x, y) = \frac{\sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})(y_i - \bar{y})}{n} \quad (2)$$

## 1. 서 론

의료영상처리 분야에서는 뇌의 기능적인 활동 변화를 관찰하기 위해 다양한 접근 방법이 개발되어 왔다. 뇌신경신호원의 전기적인 변화를 관찰하기 위한 대표적인 방법으로 뇌신경신호원에 의해 형성된 전기장을 측정하는 EEG (electroencephalography) 와 자기장을 측정하는 MEG (magnetoencephalography) 가 있다. 측정된 전자기장을 이용해 다양한 방법으로 역문제를 풀어 대뇌 피질 위에 분포된 뇌신호원을 복원하게 된다[1].

하지만 실제 뇌신경신호원의 위치 및 분포정도에 대한 정보가 부족하기 때문에 팬텀 실험이나 컴퓨터 시뮬레이션을 통해 다양한 역문제 기법의 성능을 평가하고 있다.

이 때 실제 뇌신경신호원과 복원된 뇌신경신호원 사이의 거리 또는 유사도를 측정해야 한다. 가장 좋은 방법은 전문지식을 가진 사람이 눈으로 직접 평가하는 것이겠지만 많은 데이터를 처리하거나 객관적인 잣대가 필요한 경우는 두 분포를 수치적인 기법을 바탕으로 정량적으로 비교하는 방법 (measure) 이 필요하다.

가장 널리 쓰이고 있는 방법들로는 두 신호원의 최대값을 가지는 위치 사이의 거리를 나타내는 DM (difference of Maximum), 무게중심 (center of mass) 사이의 거리인 SCM (shifted center of mass), 실제 신호원이 값을 가지는 부위에 복원된 신호원이 얼마나 집중되어 있는지를 나타내는 DF (degree of focality), 통계적 접근법에 근거한 유사도 비교법 (correlation coefficient method) 이 있다[2]. DM과 SCM은 실제 신호원이 단일분포 형태일 때에만 적용 가능하다는 단점이 있고 DF는 실제 신호원이 복원된 신호원보다 활성영역이 작은 경우에만 의미있는 값을 가진다. 이에 비해 유사도 비교법은 신호원의 공간분포에 대한 제한 조건 없이 적용이 가능하고 값의 범위가 -1에서 1로 제한되어 있어 정량적인 분석이 용이하기 때문에 신호원의 분포 유사도를 비교하기 위한 방법으로 널리 사용되고 있다.

하지만 현재 통용되고 있는 유사도 비교법은 신경신호원 사이의 거리를 고려하지 않은 채 voxel에서의 값을 비교하기 때문에 그림 2와 같이 분별력이 떨어지는 경우가 발생한다. 이러한 점을 개선하기 위해 본 논문에서는 유사도 기법에 거리 가중치를 준 유사도 기법을 제안한다. 본 논문에서는 기존 유사도 기법과 거리 가중치 유사도 기법의 수식적인 부분을 설명하고 다양한 뇌신경신호원을 시뮬레이션하여 제안된 방법의 분별력과 타당성을 검증하였다.

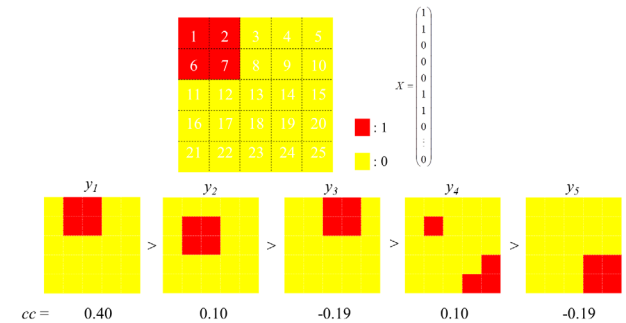
## 2. 본 론

### 2.1 유사도 비교법

유사도를 비교하고자 하는 벡터  $x$ 와  $y$ 가 있을 때 일반적인 유사도를 나타내는 피어슨 상관계수 ( $cc$  : pearson correlation coefficient) 는 다음과 같이 정의된다.

$$cc(x, y) = \frac{cov(x, y)}{\sqrt{cov(x, x) cov(y, y)}} \quad (1)$$

상관계수 ( $cc$ ) 값은  $x$ 와  $y$  각각 자신의 평균 ( $\bar{x}, \bar{y}$ ) 만큼 평행이동 한 후, 자신의 분산으로 나눈 두 값을 내적 (dot product) 하여 얻게 된다.  $cc$ 는 -1부터 1 사이의 값을 가지며 1에 가까울수록 유사도가 크고 -1에 가까울수록 유사도가 작게 된다. 거리 개념이 포함되지 않은  $x$ 와  $y$ 는 위와 같은 일반적인 상관계수 분석법으로 유사도를 평가하는 것이 타당하지만 아래 그림 1과 같이 거리 개념이 들어가 있는 경우에 일반적인 유사도 비교법은 분별력이 떨어지는 것을 볼 수 있다. 그림 1은 실제신호원 ( $x$ ) 를 복원된신호원 ( $y_i, i=1\sim5$ ) 과 비교하는 간단한 예제이다. 일반적인 관점에서 기대되는 유사도가 큰 순서로 나열하면  $y1 > y2 > y3 > y4 > y5$  이겠지만, 상관계수 ( $cc$ ) 는  $y1 > y2 = y4 > y3 = y5$  이다. 일반적인 유사도 비교법은 활성영역간의 거리 상관도를 고려하지 않기 때문에 발생한 현상이다.



〈그림 1〉 2차원 신호원간의 유사도 비교법 : 실제신호원 ( $x$ ) 와 복원된 신호원들 ( $y_j$ ) 사이의 기존 유사도 비교법 결과

이 점을 보정한 거리 가중치 유사도 비교법 ( $wcc$ )은 다음과 같이 정의된다.

$$wcc(x, y) = \frac{cov(Wx, Wy)}{\sqrt{cov(Wx, Wx) cov(Wy, Wy)}} \quad (3)$$

위 방법에서 사용된 거리 가중치 행렬 ( $W$  : distance weighted matrix) 은 다음과 같이 거리 행렬 ( $D$  : geodesic distance matrix) 과  $D$ 의 최대값,  $d_{max}$ 에 의해 정의된다.  $I_n$  은  $n * n$  항등행렬 (identity matrix) 이다.

$$W = \frac{d_{max} I_n - D}{d_{max}} \quad (4)$$

$D$ 의 ( $i, j$ ) 번째 성분  $D_{ij}$ 는  $x_i$  와  $x_j$  지점간의 지형을 고려한 최단거리 (geodesic distance) 를 의미한다.

$$D_{ij} = \| x_i - x_j \|_g \quad (5)$$

위 식을 통해 정의된  $W$ 는 대각성분은 1이고 다른 성분은 0보다 크고 1보다 작은 값을 가지게 되며 대각성분의 위치와 상대적인 거리 유사도

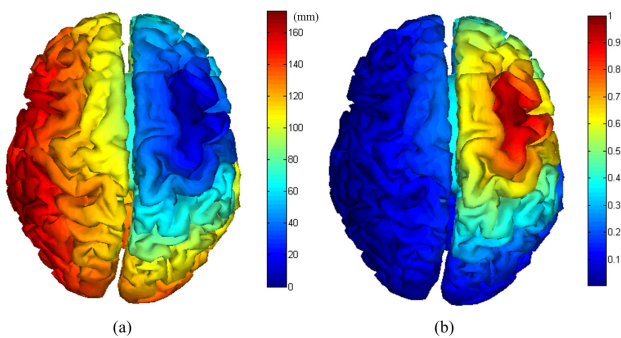
값을 가진다.  $W=I_n$  일 때 거리가중치 유사도 ( $wcc$ ) 는 일반적인 유사도 ( $cc$ ) 와 같으며 거리 가중치 유사도 역시 -1에서 1의 범위를 가진다. 표1은 그림 1의 예제를 거리 가중치 비교법 ( $wcc$ ) 을 이용해 분석한 결과이다.

**<표 1> 그림 1에 표시된 예제를 이용한 기존 유사도 비교법 ( $cc$ ) 과 거리가중치 유사도비교법 ( $wcc$ ) 결과 비교**

	$y_1$	$y_2$	$y_3$	$y_4$	$y_5$
$cc$	0.40	0.10	-0.19	0.10	-0.19
$wcc$	0.88	0.79	0.47	-0.67	-0.79

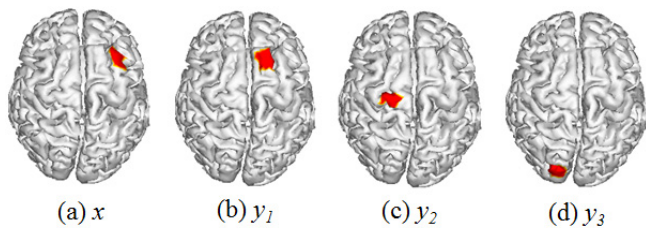
## 2.2 시뮬레이션

거리 가중치 유사도 방법을 이용해 복원된 뇌신경신호원을 평가하기 위해서는 우선 대뇌피질을 3차원 경계 요소 모델 (3D boundary element mesh model) 로 근사해야 한다. 본 논문에서는 MNI 표준뇌 (Montreal Neurological Institute standard brain model) 이용했다 [3]. 그림 2은 표준뇌 격자 모델에서 정의된 거리 행렬 ( $D$ ) 의 첫 번째 열과 거리 가중치 행렬 ( $W$ ) 의 첫 번째 열의 값을 표준뇌 위에 표시한 결과이다.



**<그림 2> (a) 거리행렬( $D$ )의 첫 번째 행과 (b) 거리 가중치 행렬( $W$ )의 첫 번째 행을 3차원 대뇌피질 경계요소 모델에 표시함**

그림 3은 표준뇌 모형에 거리 가중치 유사도 비교법을 적용하기 위한 예제이다. 실제 뇌신호원이 그림 3(a)와 같이 실제 뇌신호원이 패치 (patch) 형태의 단일 분포를 이루고 있고 복원된 뇌신호원이 그림 3(b)-(d)와 같이 주어졌다고 가정하자.



**<그림 3> 3차원 신호원 간의 유사도 비교를 위한 예제 : (a) 실제 뇌신호원, (b)-(d) (a)와 비교하려는 복원된 뇌신호원**

이 때 실제 뇌신호원과 복원된 뇌신호원간의 유사도를 비교하면 표 2와 같다. 기존의 유사도 비교법 ( $cc$ )은 거리에 따른 차이를 볼 수 없기 때문에  $y_1, y_2, y_3$  모두 낮은 유사도를 보인 반면 거리 가중치 유사도 비교법 ( $wcc$ ) 값은 실제신호원 ( $x$ ) 와 거리가 가까운  $y_1$ 이 유사도가 가장 크게 나왔으며  $y_2, y_3$  순으로 유사도가 낮아졌다.

**<표 2> 그림 2에 표시된 예제를 이용한 기존 유사도 비교법( $cc$ )과 거리 가중치 유사도비교법 ( $wcc$ ) 결과 비교**

	$y_1$	$y_2$	$y_3$
$cc$	-0.0018	-0.0018	-0.0018
$wcc$	0.8631	-0.1976	-0.4112

## 3. 결 론

의료영상처리 분야에서 복원된 이미지를 비교 분석하는 것은 매우 중

요한 작업이다. 본문에서 살펴본 예제와 같이 실제신호원과 복원된 신호원을 비교 분석하는 경우 뿐 아니라 서로 다른 모달리티 (PET, fMRI, NIRS, EEG, MEG 등) 를 통해 복원된 신호원을 비교하거나 그룹 스태티스틱을 위해 여러 장의 이미지를 통계적으로 분석하고자 할 때도 유사도 비교법의 도움이 필요하다.

공간정보를 가진 데이터를 비교 분석 할 때는 일반적인 유사도 비교법보다 신호원이 위치한 지형의 공간정보를 고려한 거리 가중치 유사도 기법을 사용할 때 유사도의 타당성을 높이고 분별력 있는 결과를 얻을 수 있다는 것을 시뮬레이션을 통해 확인하였다.

## [참 고 문 헌]

- [1] Nunez P, Srinivasan R, "Electric fields of the brain: the neurophysics of EEG". Oxford University Press, USA, 2006
- [2] Im CH, An KO, Jung HK, Kwon H, Lee YH, "Assessment criteria for MEG/EEG cortical patch tests", Phys. Med. Biol., 46, 2561-2573, 2003
- [3] Evans AC, Collins DL, Milner B, "An MRI-based stereotactic atlas from 250 young normal subjects", Journal Soc. Neurosci. Abstr., 18, 408, 1992