

확산 텐서 영상에서 확산 경사자장의 방향수에 따른 잡음 분석

이영주¹, 장용민^{1,2}, 김용선²

¹경북대 대학원 의용생체공학과
²경북대 의대 진단방사선과학교실
(2004년 5월 12일 접수, 2004년 12월 8일 채택)

The Noise Performance of Diffusion Tensor Image with Different Gradient Schemes

Young-Joo Lee¹, Yongmin Chang^{1,2}, Yong-Sun Kim²

¹Department of Medical and Biological Engineering, Graduate School, Kyungpook National University

²Department of Diagnostic Radiology, College of Medicine, Kyungpook National University

(Received May 12, 2004. Accepted December 8, 2004)

요약 : 확산 텐서 영상은 조직 내 물 분자의 확산 현상을 이용하는 영상기법으로 조직 구조의 비등방성 및 방향성에 대한 정보를 제공해준다. 근육이나 뇌백질과 같은 조직에서는 신경다발들이 일정한 방향성을 가지고 있어서 그 방향에 대해서 확산이 잘 일어난다. 이러한 확산을 비등방성이라 한다. 확산의 비등방성의 정도는 RA, VR 그리고 FA와 같은 지표를 이용하여 나타낸다. 본 연구에서는 다른 확산 경사자장의 수에 대하여 각각 FA 영상을 만들었다. FA영상에 관심영역을 설정하고 FA 평균값 및 FA의 표준편차를 계산하였다. 그 결과, 경사자장의 방향수가 증가함에 따라서 FA값 및 FA의 표준편차가 감소하였다. 또한 ADC 측정 오차에 대한 표준 오차도 확산 경사자장의 방향수가 증가함에 따라서 감소하였다. 결론적으로 경사자장의 방향수에 따라서 잡음의 영향이 다르며, 더 많은 방향수를 사용하는 것이 FA영상의 질을 향상시킨다는 것을 알 수 있었다. 그러나 영상획득 시간과 FA의 표준편차 등을 고려했을 때, 임상적으로 사용될 확산 텐서영상의 방향수는 23개 정도가 적당하다고 결론 내릴 수 있다.

Abstract : Diffusion tensor image(DTI) exploits the random diffusional motion of water molecules. This method is useful for the characterization of the architecture of tissues. In some tissues, such as muscle or cerebral white matter, cellular arrangement shows a strongly preferred direction of water diffusion, i.e., the diffusion is anisotropic. The degree of anisotropy is often represented using diffusion anisotropy indices (relative anisotropy(RA), fractional anisotropy(FA), volume ratio(VR)). In this study, FA images were obtained using different gradient schemes(N=6, 11, 23, 35, 47).

Mean values and the standard deviations of FA were then measured at several anatomic locations for each scheme. The results showed that both mean values and the standard deviations of FA were decreased as the number of gradient directions were increased. Also, the standard error of ADC measurement decreased as the number of diffusion gradient directions increased. In conclusion, different gradient schemes showed a significantly different noise performance and the scheme with more gradient directions clearly improved the quality of the FA images. But considering acquisition time of image and standard deviation of FA, 23 gradient directions is clinically optimal.

key words : Diffusion tensor image, Anisotropy, Fractional anisotropy

서론

확산(diffusion)이란 공간에서 분자들이 스스로 운동하여 퍼져나가는 현상을 의미하며 우리 주변에서 흔히 볼 수 있는 물리적 현상이다. 확산의 정도는 입자의 물리적 특성과

입자가 존재하는 주변 환경의 특성과 밀접한 관계를 가지고 있다. 아무런 물리적 장애물이 없는 환경에 놓인 입자들은 특정 방향에 대한 선호 없이 임의의 방향으로 움직이는 등방성(isotropy) 확산운동을 한다. 그러나 특정 방향으로 물리적 장애물이 존재한다면 장애물이 놓인 방향과 수직인 방향으로 확산이 잘 일어나지 않고 평행한 방향으로 더 확산운동이 잘 일어나게 된다. 즉 모든 방향으로의 확산운동 정도가 일정하지 않게 된다[1]. 이러한 확산운동을 비등방성(anisotropy) 확산운동이라 한다.

인체 뇌백질은 미엘린(myelin)에 의해 둘러 싸여진 많은 수의 축색(axon)으로 이루어져 있다[2]. 뇌백질에서 물 분자의 움직임은 축색에 대해 수직인 방향으로의 제약은

이 논문은 2002년도 한국학술진흥재단의 지원에 의하여 연구 되었음.
(KRF-2002-003-D00476)

통신저자 : 장용민, (700-422) 대구광역시 중구 동인 2가 101번지
경북대학교 대학원 의용생체공학과, 의과대학 의학과 진단방사선과학교실
Tel. 053-420-5471

E-mail. ychang@knu.ac.kr

반게 된다. 결과적으로 뇌백질을 구성하는 신경다발은 일정한 방향성을 지니고 있으므로 모든 방향으로 확산운동이 일정하지 않은 비등방성 확산운동을 하게 된다.

확산 강조 영상(diffusion weighted image : DWI)은 스핀에코기법에 기존의 경사자장 외에 강력한 한 쌍의 확산 경사자장(diffusion-sensitivity gradient)을 추가로 가하여 확산에 의한 미약한 신호감소를 극대화한 영상이다. 이것은 세 개의 다른 방향(X, Y, Z)으로 확산 경사자장을 가하여 얻은 정보로부터 확산계수를 계산해냄으로 비등방성 확산 정도를 계산해 내는 데는 불충분하다. 그래서 이를 극복하기 위해 도입한 개념이 텐서이며 확산 텐서 영상을 사용하게 된다[1, 3].

확산 텐서 영상(diffusion tensor image : DTI)은 1980년대 중반에 소개되어 졌으며[4, 5] 최근에는 대뇌, 심장 및 다른 여러 조직 등의 생체 내 연구에 많이 이용되고 있는데 건강한 조직의 구조와 기능에 대한 특성을 파악하는 일뿐만 아니라 급성 뇌졸중, 뇌백질 질환, 뇌종양 등의 질병의 진단에도 유용하게 사용된다[6, 7]. 최근에는 확산의 비등방성을 나타내는 지표로서 VR(volume ratio), RA(relative anisotropy), FA(fractional anisotropy) 등을 주로 사용하고 있다[2, 5]. 이들은 확산 텐서(D)를 대각화하여 얻은 고유치(eigenvalue)들에 의해 나타내어진다[8].

확산 텐서 영상은 기본적으로는 동일직선상에 있지 않은 최소 6개의 확산 경사자장을 사용해야 한다[4, 5]. 그러나 잡음이 존재하기 때문에 정확한 확산계수를 측정하기 위해서 6개보다 더 많은 수의 확산 경사자장이 필요하게 된다. 최근에 이에 대한 많은 연구들이 진행되었는데 6개보다 더 많은 방향수의 경사자장은 확산계수의 측정이나 영상의 질 등의 면에서 이점을 가진다고 보고된 바 있다[3, 9].

본 논문은 확산 텐서 영상에서 확산 경사자장의 방향수를 달리 하였을 때 잡음의 영향에 의한 FA 평균값 및 FA 값의 표준편차의 변화에 대해 알아보고자 하였다. 또한 확산 경사자장의 수를 달리 하여 얻은 확산강조 영상으로부터 ADC 측정 오차를 계산하고 경사자장의 방향수와 ADC 측정오차의 평균에 대한 표준편차 즉 표준 오차와의 상관관계를 정량적으로 분석함으로써 확산 경사자장의 방향수가 FA영상에 미치는 영향을 규명하고자 하였다.

이론

1. 확산 텐서

인체의 70~80%를 차지하는 물은 끊임없는 확산운동을 하고 있으며 이러한 운동은 MR신호강도에 영향을 끼치게 된다. 확산 강조영상의 원리는 추가적으로 가해지는 확산 강조 경사자장에 의해 모든 양성자(정지된 양성자 및 움직이는 양성자)들의 위상차가 발생하고, 이어서 두 번째 확산 강조 경사자장이 가해지게 되면 정지된 양성자들은 모두 재초점화 되지만 그 사이에 움직인(즉 확산운동을 한) 양성자들은 움직임으로 인해 발생한 위상차만큼 재초점이 덜 일어나게 되어 결국 신호감소가 생기게 된다. 확산을 통한 신호크기의 감소(S)는 다음 식에 의해 결정된다[10].

$$S = S_0 e^{-bD} \quad (1)$$

여기서 D는 확산 계수(diffusion coefficient)를, S₀는 확산 경사자장이 가해지지 않았을 때의 신호크기를 의미하며, b(b-value, 단위: s/mm²)는 확산강조 요소로서 Stejskal-Tanner Type 인 경우 다음과 같이 정의된다.

$$b = \gamma^2 \delta^2 \left(\Delta - \frac{\delta}{3} \right) G^2 \quad (2)$$

여기서 γ 는 양성자(proton)의 자기 회전 비율(gyromagnetic ratio), δ 는 확산 경사자장을 가해주는 시간, Δ 는 가해주는 확산 경사자장들 사이의 시간 간격, G는 확산 경사자장의 세기를 의미한다.

보통의 MR 영상에서 확산에 의한 신호감소는 2~3%이내로 전체 영상에 큰 영향을 끼치지 않는다. 그러나 확산 강조영상이나 확산 텐서 영상에서는 확산 경사자장을 추가로 사용하여 b value가 커지게 되고 따라서 확산에 의한 미약한 신호감소를 극대화하게 된다.

만약 확산 계수의 방향별 의존성을 고려한다면 텐서라는 개념으로 접근할 수 있다. 따라서 식 (1)과 식 (2)에서

$$G^2 D = \hat{g}^T \underline{D} \hat{g} \quad (3)$$

으로 대체된다. 여기서 \hat{g} 는 확산 경사자장의 방향 단위 벡터를 의미하며 $\hat{g} = \vec{g}/G$ 이다. D는 확산 텐서로서 3x3 행렬로 나타난다. b value를 사용하여 확산 텐서 영상의 기본적인 식은 다음과 같이 간단하게 나타낼 수 있다.

$$S_i = S_0 \exp(-b \hat{g}_i^T \underline{D} \hat{g}_i) \quad (4)$$

각 방향으로의 확산정도를 나타내는 확산 텐서(D)는 다음과 같이 나타낸다.

$$\underline{D} = \begin{pmatrix} D_{xx} & D_{xy} & D_{xz} \\ D_{yx} & D_{yy} & D_{yz} \\ D_{zx} & D_{zy} & D_{zz} \end{pmatrix} \quad (5)$$

확산 텐서(D)의 경우 대칭성을 가지므로 $D_{xx}, D_{yy}, D_{zz}, D_{xy}, D_{yz}, D_{xz}$ 의 6개 성분의 값만 구하면 확산 텐서를 구할 수 있다. 따라서 최소한 6개의 방향으로 확산 경사자장을 가하여 확산 텐서를 계산한다. 이렇게 확산 텐서를 계산하게 되면 걸어준 확산강조 경사자장의 방향에 관계없이 실제로 확산이 잘 일어나는 방향을 중심으로 축을 다시 설정한 확산 주축 좌표계(diffusion principal axis)를 얻을 수 있으며 이 세 축에서의 확산계수(eigenvalue : $\lambda_1, \lambda_2, \lambda_3$)를 구하여 비등방성의 정도를 알 수 있다. 이러한 과정은 확산 텐서를 대각화(diagonalization)하여 얻을 수 있다.

최소 6개 방향으로 확산강조 경사자장을 가해주어 확산 텐서 영상을 얻게 되면 기존의 확산강조 영상에서 얻을 수 없었던 정보들을 얻을 수 있게 된다. 고유치(eigenvalue)를 이용하여 조직 구조의 비등방성의 정도를 나타내는 FA(fractional anisotropy)영상을, 고유 벡터(eigenvector)를 이용하여 확산의 방향성에 대한 정보를 얻을 수 있다. 또

한 고유 벡터는 신경다발들의 공간적인 배열형태를 나타내는 신경로 영상(fiber-tractography)을 구성하는데 중요한 역할을 한다.

2. 확산의 비등방성

확산의 비등방성의 정도를 나타내는 지표로 VR(volume ratio), RA(relative anisotropy), FA(fractional anisotropy)등을 많이 이용하고 있다. 이들 변수들은 확산 텐서를 대각화하여 얻은 고유치에 의해 다음과 같이 정의된다.

RA는 확산 텐서의 등방성 부분에 대한 비등방성의 비를 의미하며 0부터 $\sqrt{2}$ 까지 나타내는데 RA의 값이 0일 때는 완전 등방성 확산을 의미한다. FA는 전체 확산에 대한 확산 텐서의 비등방성 성분의 비를, VR는 반지름이 λ 인 구의 부피에 대한 타원체의 부피의 비를 의미한다. FA, VR 모두 크기는 0부터 1까지 나타내며, FA는 0일때, VR은 1일 때 완전 등방성인 확산을 의미한다.

$$RA = \sqrt{\frac{(\lambda_1 - \langle \lambda \rangle)^2 + (\lambda_2 - \langle \lambda \rangle)^2 + (\lambda_3 - \langle \lambda \rangle)^2}{3 \langle \lambda \rangle}}$$

$$FA = \sqrt{\frac{3 [(\lambda_1 - \langle \lambda \rangle)^2 + (\lambda_2 - \langle \lambda \rangle)^2 + (\lambda_3 - \langle \lambda \rangle)^2]}{2(\lambda_1^2 + \lambda_2^2 + \lambda_3^2)}}$$

(6)

$$VR = \frac{\lambda_1 \cdot \lambda_2 \cdot \lambda_3}{\langle \lambda \rangle^3}$$

식(6)에서 $\langle \lambda \rangle \equiv \frac{\lambda_1 + \lambda_2 + \lambda_3}{3}$ 이다.

3. FA의 표준편차 및 변이계수 계산

FA의 평균 \overline{FA} 는 다음과 같이 주어진다.

$$\overline{FA} = \frac{FA_1 + FA_2 + FA_3 + \dots + FA_N}{N} = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N FA_i$$

(7)

여기서 FA_i 는 각 관심영역에서 FA값, \overline{FA} 는 각 관심영역에서 측정된 FA값들의 평균, 그리고 N은 실험 데이터의 수를 의미한다.

평균으로부터 FA의 표준편차 (σ_{FA})는 다음과 같이 나타낸다.

$$\sigma_{FA} = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^N (FA_i - \overline{FA})^2}{N}}$$

(8)

표준편차의 상대적인 변화정도를 나타내는 백분률 변이계수(CV: coefficient of variation)는 다음과 같이 나타낸다. 변이계수는 표준편차가 평균보다 같거나 큰 경우는 거의 없으므로 0과 1사이로 구해지는데, 그 수치가 클수록 변동의 폭이 크다고 해석하면 된다.

$$CV = \frac{\sigma_{FA}}{FA}$$

(9)

4. $\delta(ADC)$ 의 표준오차 계산

6개보다 더 많은 수의 확산 경사자장을 가한 경우 기본적으로 확산 텐서의 성분들은 선형방정식을 풀어서 얻을 수 있다. n개의 확산 경사자장을 사용하는 경우 식 (4)로부터 다음의 식을 얻을 수 있다.

$$\begin{pmatrix} x_1^2 & y_1^2 & z_1^2 & x_1 y_1 & y_1 z_1 & z_1 x_1 \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ x_i^2 & y_i^2 & z_i^2 & x_i y_i & y_i z_i & z_i x_i \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ x_n^2 & y_n^2 & z_n^2 & x_n y_n & y_n z_n & z_n x_n \end{pmatrix} \begin{pmatrix} D_{xx} \\ D_{yy} \\ D_{zz} \\ D_{xy} \\ D_{yz} \\ D_{zx} \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} -\frac{1}{b} \ln \frac{S_1}{S_0} \\ \vdots \\ -\frac{1}{b} \ln \frac{S_i}{S_0} \\ \vdots \\ -\frac{1}{b} \ln \frac{S_n}{S_0} \end{pmatrix}$$

(10)

위의 식에서, 행렬들을 각각 A, D, ADC라 두면, 위 식은 $A \cdot D = ADC$ 가 되고, 따라서 확산텐서(D)는

$$D = A_i^{-1} (ADC_i)$$

(11)

$$\delta D = A_i^{-1} \delta(ADC_i)$$

(12)

확산 텐서(D)를 알아내기 위해서는 식 (11)를 계산해 주면 된다. 확산 텐서(D)는 singular value decomposition(SVD)과 같은 알고리즘을 이용하여 구할 수 있다. 확산텐서의 오차(δD)는 A의 역행렬(A^{-1})이 수치적으로 계산되어지므로 측정 오차가 없다고 가정할 때, 실험적인 측정오차($\delta(ADC_i)$)에 의해 결정된다. 측정치의 수가 6개 이상인 경우 ADC_i 는 식(13)와 같이 정의되므로 $\delta(ADC_i)$ 는 식 (14)과 같이 정의된다.

$$ADC_i = -\frac{1}{b} \ln\left(\frac{S_i}{S_0}\right)$$

(13)

$$\delta(ADC_i) = -\frac{1}{b} \left[\frac{\delta S_0}{S_0} - \frac{\delta S_i}{S_i} \right]$$

(14)

식 (14)에서 $S_i \ll S_0$ 를 만족한다면 δS_0 를 포함한 항은 무시할 수 있다. 여기서 S_0 는 b-value가 0일 때의 신호 크기이고 S_i 는 확산경사자장이 걸린 확산 강조영상에서의 신호크기를 의미한다. b-value가 500보다 큰 경우 $S_i \ll S_0$ 의 조건을 만족한다. 따라서 식 (14)의 첫 항은 무시할 수 있다. 따라서 다음과 같이 간단하게 나타낼 수 있다.

$$\delta(ADC_i) \approx -\frac{1}{b} \frac{\delta S_i}{S_i}$$

(15)

통계적으로 $\delta(ADC_i)$ 의 평균은 다음과 같이 나타낼 수 있다.

$$\begin{aligned} \overline{\delta(ADC_i)} &= \frac{1}{N} \frac{1}{b} \left[\frac{\delta S_1}{S_1} + \frac{\delta S_2}{S_2} + \dots + \frac{\delta S_N}{S_N} \right] \\ &= \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \left[\frac{1}{b} \frac{\delta S_i}{S_i} \right] \end{aligned} \quad (16)$$

여기서 N은 가해주는 확산 경사자장의 수를 의미한다.

한편 $\delta(ADC_i)$ 의 표준편차는 다음과 같이 나타낼 수 있다. 표준편차는 각 데이터가 평균과 얼마나 차이를 가지느냐를 알려주는 분산의 양의 제곱근이다.

$$\sigma \{ \delta(ADC_i) \} = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^N [\delta(ADC_i) - \overline{\delta(ADC_i)}]^2}{N-1}} \quad (17)$$

실험적인 $\overline{\delta(ADC_i)}$ 의 표준편차 즉 표준 오차(standard error)는 식 (18)과 같이 나타낸다[11]. 표준 오차는 표본평균의 표준편차를 의미하며 표준편차를 표본크기의 양의 제곱근으로 나눈 값이다. 표준오차는 데이터를 분석할 때 평균이 얼마나 정확한가를 검증할 때 사용한다. 표준편차를 가지고는 데이터의 퍼짐 정도를 알 수 있다면, 표준오차를 가지고는 평균이 얼마나 정확한지를 알 수 있다.

$$\begin{aligned} \sigma \{ \overline{\delta(ADC_i)} \} &= \frac{\sigma \{ \delta(ADC_i) \}}{\sqrt{N}} \\ &= \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^N [\delta(ADC_i) - \overline{\delta(ADC_i)}]^2}{N(N-1)}} \end{aligned} \quad (18)$$

실험 방법

피실험자는 10명의 정상 성인으로 남자 5명, 여자 5명, 평균 나이는 22세였다. 영상획득을 위해서 3.0T 자기공명 영상기기(VHi, GE Medical, USA)를 사용하였으며 사용한 펄스열은 Stejskal-Tanner type의 확산 강조 경사자장이 포함된 single-shot SE EPI를 사용하였다. 영상획득 시 사용한 변수는 b-value=1000s/mm², TR/TE=8000/71ms, Matrix=128×128, slice thickness/spacing =5/2mm, FOV=220mm, NEX=1 이었다. 이때 걸어주는 확산 경사자장의 방향수를 6개, 11개, 23개, 35개 그리고 47개로 변화시키면서 확산 텐서 영상을 획득하였다. 확산 경사자장의 방향수를 6개로 한 경우 영상

획득 시간은 56초, 47개로 한 경우 6분 25초가 소요되었다.

확산 경사자장의 방향수를 늘려가면서 획득된 영상들로부터 각 방향수별 FA영상을 만들었다. FA영상에서 주요 뇌 구조물(전두부 회질 : frontal gray matter, 피각 : putamen, 내섬유막 후각:posterior limb of internal capsule, 시상:thalamus, 뇌량팽대:splenium of the corpus callosum)에 관심영역을 설정(그림 1)한 후 각 방향수별 FA값을 측정하였으며 식 (8)에 의해 FA값의 표준편차를 계산하였다. 또한 FA 표준편차의 상대적인 변화를 살펴보기 위해 백분율 변이계수(coefficient of variation)를 계산하였다.

계산된 FA 평균값 및 FA 표준편차는 SPSS 11.5(statistical package for the social science) 통계처리 프로그램을 사용하여 유의성을 검증하고자 하였다. 이때 경사자장의 방향수와 관심 영역에서의 FA 평균값의 상관관계를 분석하기 위해 일원분산분석(one-way ANOVA: analysis of variance)을 실시하였다.

또한 확산강조 영상들에 관심영역을 설정하여 신호 크기를 측정하였다. 측정된 신호크기로부터 ADC 측정 오차를 계산하고 식 (17)로부터 $\delta(ADC)$ 의 표준 오차를 계산하였다.

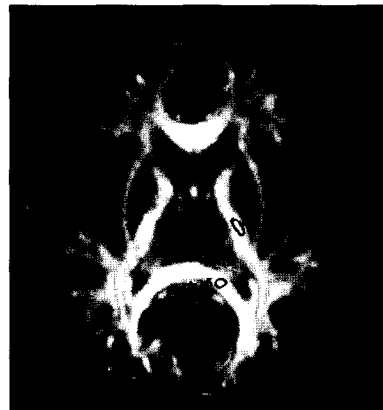


그림 1. 관심영역 설정
Fig. 1. ROIs used in data analysis (1) frontal gray matter, (2) putamen, (3) posterior limb of internal capsule, (4) thalamus, and (5) splenium of the corpus callosum

결과 및 고찰

FA영상에서 확산 경사자장의 방향수가 6개에서 47개로 증가함에 따라 뇌 구조물의 백질과 회백질의 경계의 구분이 더 명확하며 방향수가 6개인 FA영상에 비해 영상의 질이 개선되어졌음을 확인할 수 있다(그림 2).

관심영역에서 측정된 FA의 평균 및 FA의 표준편차가 가해주는 경사자장의 방향수에 따라 차이가 있는지를 알아보기 위하여 신뢰도 95%(p<0.05)에서 일원분산분석(one-way ANOVA)을 실시하여 표 1과 같은 결과를 얻었다.

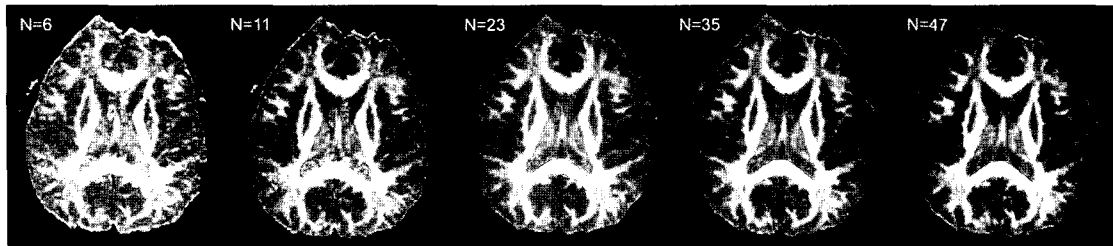


그림 2. 확산 경사자장의 방향수에 따른 FA 영상
Fig. 2. FA maps with different gradient schemes

표 1. 확산 경사자장의 수에 따른 FA 평균값 및 FA의 표준편차 (p<0.05)

Table 1. Mean values and standard deviation of FA on different DTI schemes

관심 영역	경사 자장의 방향수					통 계		
		N=6	N=11	N=23	N=35	N=47	F	Sig.
frontal gray matter	평균	0.1859	0.1303	0.1101	0.1044	0.1048	15.633	0.000
	표준편차	0.044	0.029	0.017	0.021	0.017		
putamen	평균	0.1737	0.1343	0.1151	0.1040	0.101	12.437	0.000
	표준편차	0.036	0.025	0.023	0.027	0.017		
posterior limb internal capsule	평균	0.7544	0.7145	0.7206	0.7115	0.6947	2.879	0.033
	표준편차	0.053	0.042	0.036	0.033	0.035		
corpus callosum splenium	평균	0.8155	0.8099	0.7979	0.7933	0.7701	1.430	0.239
	표준편차	0.061	0.040	0.042	0.046	0.039		

frontal GM의 경우 0.1859 ± 0.044 (N=6), 0.1303 ± 0.029 (N=11), 0.1101 ± 0.017 (N=23), 0.1044 ± 0.021 (N=35), 0.1048 ± 0.017 (N=47)의 값을 나타내고 있는데 일원분산분석 결과 $p < 0.05$ 에서 유의한 차이를 나타낸다고 할 수 있다. 즉 경사자장의 방향수에 따라서 FA 평균값들의 차이가 존재한다고 결론지을 수 있다. 그 차이는 경사자장의 방향수가 증가함에 따라 뇌 구조물의 관심영역에서의 FA 평균값들은 감소하는 결과로 나타나고 있다 (그림 3의 (a)). FA 표준편차의 상대적 변화량을 나타내는 변이계수가 posterior limb internal capsule에서 7.02% (N=6), 5.88% (N=11), 5% (N=23), 4.64% (N=35), 5.04% (N=47)을 보이고 있다. 따라서 FA의 표준편차 또한 경사자장의 방향수가 증가할수록 감소하는 결과를 나타내고 있다 (그림 3의 (b)). FA의 표준편차가 N=35일 때 약간의 증가를 보이는 것은 몇몇 피검자의 움직임에 의해 생긴 결과로 보여진다.

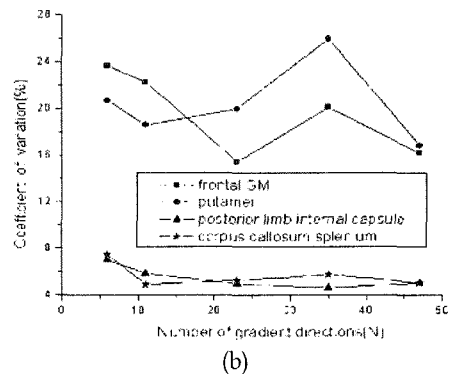
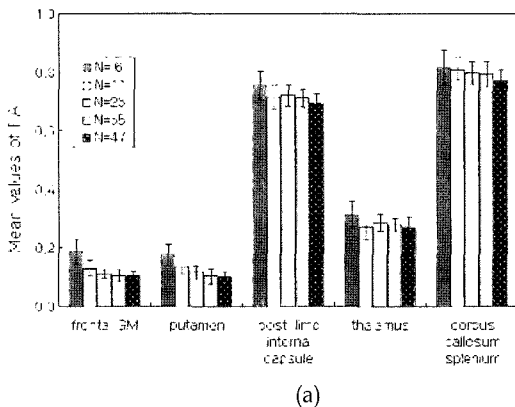


그림 3. 경사자장의 방향수에 따른 FA 평균값 및 FA의 표준편차 비교

Fig. 3. Comparison of mean values and standard deviation of FA on different DTI schemes

b value가 0과 1000인 확산 강조영상에서 관심영역을 설정하여 신호강도를 측정하고 ADC 및 ADC의 오차를 구하였다. 그 결과 그림 4와 같은 확산경사자장의 방향수에 따른 $\delta(ADC)$ 의 표준오차 그래프를 얻을 수 있었다.

$\delta(ADC)$ 의 표준오차는 방향수가 6개인 경우 6.72×10^{-6} , 11개인 경우 6.51×10^{-7} , 47개인 경우 5.42×10^{-7} 으로, 확산 경사자장의 수가 증가함에 따라 감소하는 결과를 나타내고 있다. 방향별 ADC영상들은 FA영상을 얻기 위한 근원영상들로 사용되기 때문에 확산경사자장의 방향수가 증가함에 따라 $\delta(ADC)$ 의 표준오차가 감소하는 결과는

앞서의 경사자장의 방향수가 증가함에 따라 FA의 표준편차가 감소한다는 결과와 잘 일치한다.

확산 텐서 영상에서 경사자장의 방향수를 증가시키는 것은 ADC영상이나 비등방성 영상 등에서 잡음을 제거하는데 효과적이며, 나아가 방향이 변화하는 비등방성 조직을 더 효과적으로 묘사할 수 있을 것이라고 보고된 바 있다[9]. 그래서 신호잡음비(SNR)을 높이기 위해서는 NEX를 증가시키는 대신 방향수를 증가시키는 것이 권장되어지고 있다.

그러나 경사자장의 방향수에 대해 위와 다른 견해를 밝힌 연구 결과도 있다[12, 13]. 이에 따르면 확산 텐서를 계산하기 위해서는 최소 자승법(least square method)에 기초한 SVD(singular value decomposition)를 계산하는데, 이론적으로 방향수를 증가시키는 것이 더 나은 근사를 제공할 지라도 최적화된 6개의 방향벡터를 사용하는 것이 확산 텐서를 계산하는데 충분하다는 견해이다. 이것은 6개보다 더 많은 수의 방향벡터를 사용하는 것이 뚜렷한 장점을 가지지 못하므로 6개의 방향벡터를 최적화하는 것이 더 유리하다는 것이다. 본 연구에서는 확산 운동이 단일 확산(single self-diffusion)에 의해 나타난다는 가정에 기초하고 있다. 일반적으로 단순 텐서 모델(single tensor model)이 인간 뇌의 확산을 묘사하기에 좋은 가정이라는 하지만 최근 여러 연구 결과들에서 뇌 조직에서 확산이 더 이상 단순 텐서 모델로는 설명할 수 없는 복잡한 형태를 나타내므로 이러한 복잡성은 다중 텐서 모델(multiple tensor model)로 설명해야 한다고 주장하고 있다[12, 14]. 따라서 앞으로 다중 텐서 모델과 방향수와의 관계에 대한 연구가 확산의 양상을 규명하기 위해 필요할 것으로 여겨진다.

본 연구에서는 확산 텐서 영상에서 확산 경사자장의 수를 증가시키게 되면 영상의 질이 개선된다는 사실을 확인할 수 있었다. 그러나 경사자장의 방향수를 증가시키면 영상을 획득하는 데 걸리는 시간이 길어진다. 그렇게 되면 확산 텐서 영상을 임상적으로 사용할 경우 환자의 움직임 등에 의한 인공물(artifact)이 생기게 되어 오히려 영상의 질을 떨어뜨리는 결과를 초래할 수도 있다. 또 경사자장의 수가 23개 이상으로 증가해도 FA의 표준편차가 더 이상 뚜렷하게 감소하지 않으며, 영상의 질에 있어서도 현저한 차이가 나타나지 않는다. 따라서 영상의 질이나 영상 획득 시간 등을 고려했을 때 확산 경사자장의 방향수는 23개 정도가 적당하다고 판단된다.

근육의 확산 비등방성이 밝혀진 이래로 인간과 동물의 생물학적 신경구조의 다양한 형태가 확산 텐서 영상에 의해 관찰되어지고 있다[2]. 확산 텐서 영상은 임상적으로 응용되기 시작한 초기 단계이며 뇌 질환의 유형별 차이 또는 연령에 따른 변화 등 여러 관점에서 연구가 광범위하게 진행되고 있다.

확산 텐서 영상은 뇌종양이나 다른 뇌공간을 차지하는 병변의 정도나 형태에 의해 변화되는 신경다발의 기하학적인 배열 및 비등방성 정도의 손실을 이용하여 백질 신경로의 변화에 대한 정보를 제공하는 것도 가능하다. 따라서 확산 텐서 영상은 뇌신경계 질환의 병태 생리학적인 근원에 대한 정보를 제공해 줄 수 있을 것으로 기대되어지며 잠재적으로 심근의 조직 구조 기술이나 간 질환의 진단 등에도 응용이 가능할 것으로 기대되어진다. 또 뇌 조직의 복잡한 연결구조가 비침습적으로 연구되어질 수 있다는 장점

을 가지고 있다.

확산 텐서 영상을 이용하여 신경다발을 가시화하는 방법으로는 길라로 나타내는 방법, 타원체에 의한 삼차원적 입체 모양으로 나타내는 방법, 신경다발의 방향을 그대로 선 형태로 보여주는 방법 등이 있다. 이러한 신경로 영상을 통해서 생체 내 뇌백질의 신경경로를 그려낸다는 점은 의료 영상분야에서 큰 의미를 가진다. 이것은 신경계 질환을 진단하는 것 이외에 피라미드(pyramidal tract)와 같은 특정한 신경 구조의 외과적 수술의 길잡이로서의 역할도 가능하다. 그러나 신경로 영상을 위한 방법은 몇 가지 단점이 있는데 신경다발의 시작점과 끝나는 지점의 선택이 모호하다는 점과 신경다발이 겹치는 지점에서의 주방향 결정에 있어서 정확성이 떨어진다는 것이다. 따라서 정확한 신경로 영상을 만들 수 있는 새로운 방법의 시도와 개선이 필요하다.

현재 많이 사용되고 있는 확산 텐서 영상 기법으로는 EPI를 들 수 있다. EPI의 문제점은 전두엽 및 측두엽 일부 영역에서 심한 왜곡 및 인공물이 발생한다는 것이다. 또한 낮은 공간 해상력의 한계로 좀더 세밀한 정보를 제공할 수 없다는 사실이다. 이러한 문제를 해결하기 위해서 최근에는 parallel imaging 방법의 도입과 PROPELLER(periodically rotated overlapping parallel lines with enhanced reconstruction)기법과 같은 새로운 기법의 개발이 이루어지고 있다[15]. 이것으로 영상의 왜곡 및 인공물의 문제를 해결할 수 있으며 공간적 해상력을 높일 수 있고 측정 시간 단축의 가능성을 높여주고 있다. 또한 자료를 처리하는 소프트웨어의 발달도 이루어지고 있다. 따라서 확산 텐서 영상의 구현과 영상습득 측면에서 주어진 환경이 좀더 개선된다면 그 임상 적용 가능성은 더 광범위해질 것이다.

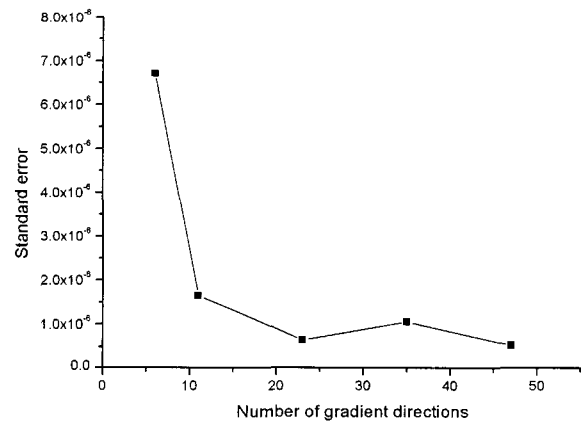


그림 4. 방향수에 따른 $\delta(ADC)$ 의 표준오차

Fig. 4. Standard error of $\delta(ADC)$ on different DTI schemes

결론

확산 텐서 영상에서 가해주는 경사자장의 방향수에 따른 FA영상을 획득하고 FA 평균 및 FA의 표준편차와의 상관관계를 규명하고자 하였다. 또한 FA 영상 구성의 근원 영상인 ADC 영상의 측정오차를 계산하고 방향수와

$\delta(ADC)$ 평균의 표준오차와의 상관관계를 알아보았다. 결론적으로 경사자장의 방향수가 증가할수록 더 나은 영상의 질을 가진 FA영상을 얻을 수 있었으며 FA 평균값과 FA의 표준편차, $\delta(ADC)$ 평균의 표준오차가 감소하는 결과를 얻었다. 그러나 방향수를 증가시키면 그만큼 영상 획득시간 또한 증가하게 되어 인공물이 생길 가능성이 커진다는 점에서, 또한 방향수가 23개 이상으로 증가하여도 FA의 표준편차 변화가 미비하다는 점에서 임상적으로 사용될 확산텐서 영상의 방향수는 23개 정도가 적당하다고 결론내릴 수 있다.

확산 텐서 영상은 조직 구조를 규명하는 새로운 수단이다. 이 기술은 이미 뇌졸중 등의 연구에 널리 사용되어지고 있으며 살아있는 생명체의 물 분자 확산의 비등방성을 알아내는데 매우 중요하다.

앞으로 확산 텐서 영상은 뇌신경계 질환의 생리학적인 근원에 접근하는데 있어서 중요한 역할을 할 것으로 판단되어지며, 영상결과의 해석과 가시화에 있어 다양하고 새로운 방법이 제시되고 있으며 이를 통해 뇌 조직의 구조에 대한 좀더 직관적이고 명확한 정보 제공이 가능할 것이다. 또한 근섬유 및 심근 등 다른 질환에도 응용이 가능할 것으로 기대되어지며 영상 의학에 많은 기여를 할 수 있을 것으로 기대되어 진다.

참 고 문 헌

1. D.L Bihan, J.F. Mangin, C. Poupon, C.A. Clark, S. Pappata, N. Molko and H. Chabriat, "Diffusion tensor imaging : concepts and applications", J. Magn. Reson. Imaging., vol 13, pp. 534-546, 2001
2. P.J. Basser and C. Pierpaoli , "Microstructural and physiological features of tissues elucidated quantitative-diffusion-tensor MRI", J. Magn. Reson., vol. 111, pp. 209-219, 1996
3. D.K. Jones, M.A. Horsfield, and A. Simmons, "Optimal strategies for measuring diffusion in anisotropic systems by magnetic resonance imaging", Magn. Reson. Med., vol. 42, pp. 515-525, 1999
4. P.J. Basser J., Mattiello and D.L Bihan, "Estimation of the effective self-diffusion tensor from NMR spin echo", J. Magn. Reson., vol. 103, pp. 247-254, 1994.
5. P.J. Basser, J. Mattiello and D.L. Bihan, "MR diffusion tensor spectroscopy and imaging" , Biophys. J., vol. 66, pp. 259-267, 1994
6. C. Pierpaoli and P.J. Basser, "Toward a quantitative assessment of diffusion anisotropy", Magn. Reson. Med., vol. 36 pp. 893-906, 1996
7. C. Pierpaoli, P. Jezzard, P.J. Basser, A. Barnett and G. DiChiro, "Diffusion tensor MR imaging of the human brain", Radiology, vol. 201, pp. 637-648, 1996
8. K.M. Hasan, P.J. Basser, D.L.Parker and A.L. Alexander, "Analytical computation of the eigenvalues and eigenvectors in DT-MRI", J. Magn. Reson., vol. 41, pp. 41-47, 2001
9. N.G. Papadakis, D. Xing, C.L. Huang, L.D. Hall and tT.A. Carpenter, "A comparative study of acquisition schemes for diffusion tensor imaging using MRI", J. Mag. Reson., vol. 137, pp 67-82, 1999
10. C.F. Westin, S.E. Maier, H. Mamata, A. Nabavi, F.A. Jolesz and R. Kikinis, "Processing and visualization for diffusion tensor MRI" , Med. Image Analysis, vol. 6, pp. 93-108, 2002
11. P.R. Bevington and D.K. Robinson, Data reduction and error analysis for the physical sciences, McGraw-Hill, 1992
12. K.M. Hasan, D.L. Parker and A.L. Alexander, "Comparison of gradient encoding schemes for diffusion-tensor MRI", J. Magn. Reson. Imaging, vol. 13, pp. 769-780, 2001
13. Y. Masutani, S. Aoki, O. Abe, N. Hayashi and K. Otomo, "MR diffusion tensor imaging : recent advance and new techniques for diffusion tensor visualization", European J. Radiology, vol. 46, pp. 53-66, 2003
14. R.V. Mulkern, H. Gudbjartsson, C.F. Westin, H.P. Zengingonul, W. Gartner, C.R. Guttmann, R.L. Robertson, W. Kyriakos, R. Schwartz, D. Holtzman, F.A. Jolesz and S.E. Maier, "Multi-component apparent diffusion coefficients in human brain" , NMR Biomed., vol. 12, pp. 51-62, 1999
15. J.G. Pipe, V.G. Farthing and K.P., Forbes, "Multishot diffusion-weighted FSE using PROPELLER MRI" , Mag. Reson. Med., vol. 47, pp. 42-52, 2002