

확산텐서자기공명영상에서 수정된 기울기강하법을 이용한 텐서 중간값 필터에 관한 연구

김성희¹, 권기운¹, 박인성¹, 한봉수², 김동윤¹

¹연세대학교 보건과학대학 의공학과, ²방사선학과

A Study on the Tensor-Valued Median Filter Using the Modified Gradient Descent Method in DT-MRI

Sunghee Kim¹, Kiwoon Kwon¹, Insung Park¹, Bongsoo Han², Dongyoun Kim¹

¹Department of Biomedical Engineering, Yonsei University

²Department of Radiological Science, Yonsei University

(Received October 8, 2007. Accepted November 6, 2007)

Abstract

Tractography using Diffusion Tensor Magnetic Resonance Imaging (DT-MRI) is a method to determine the architecture of axonal fibers in the central nervous system by computing the direction of the principal eigenvector in the white matter of the brain. However, the fiber tracking methods suffer from the noise included in the diffusion tensor images that affects the determination of the principal eigenvector. As the fiber tracking progresses, the accumulated error creates a large deviation between the calculated fiber and the real fiber. This problem of the DT-MRI tractography is known mathematically as the ill-posed problem which means that tractography is very sensitive to perturbations by noise. To reduce the noise in DT-MRI measurements, a tensor-valued median filter which is reported to be denoising and structure-preserving in fiber tracking, is applied in the tractography.

In this paper, we proposed the modified gradient descent method which converges fast and accurately to the optimal tensor-valued median filter by changing the step size. In addition, the performance of the modified gradient descent method is compared with others. We used the synthetic image which consists of 45 degree principal eigenvectors and the corticospinal tract. For the synthetic image, the proposed method achieved 4.66%, 16.66% and 15.08% less error than the conventional gradient descent method for error measures AE, AAE, AFA respectively. For the corticospinal tract, at iteration number ten the proposed method achieved 3.78%, 25.71% and 11.54% less error than the conventional gradient descent method for error measures AE, AAE, AFA respectively.

Key words : DT-MRI, regularization, gradient descent method, tractography

1. 서론

확산텐서자기공명영상(diffusion tensor magnetic resonance image, DT-MRI)은 대뇌 신경계의 기하학적 구조를 안전하고 비침습적인 방법으로 측정하여 다발성 경화증[1]과 뇌졸중[2], 알츠하이머[3]등과 같은 질병의 조기진단에 이용이 될 수 있는 기술이다. 대뇌에 있는 백질은 길고 가느다란 신경 구조를 가지고 있고 그 속이 물로 채워져 있으므로 이에 대한 확산을 이용하여 신경다발의 경로를 구현할 수 있다[4,5]. 신경 내부에서 브라운

운동을 하는 물 분자의 확산을 측정하기 위해서, 최소 서로 다른 6개의 경사 자기장을 이용한 자기공명영상 데이터로부터 확산 텐서를 계산하고 이로부터 고유값, 고유벡터, Fractional anisotropy (FA)값을 얻을 수 있다. 해당 복셀 내에서 확산이 가장 빠르게 일어나는 방향은 확산텐서(diffusion tensor)의 가장 큰 고유값에 대응되는 주 고유벡터의 방향이므로 이러한 방향정보를 이용하여 신경다발을 표현할 수 있으며, 이러한 신경다발의 형태로부터 신경의 구조와 뇌의 기능을 연구하는 데에 쓰이고 있다[4].

신경다발을 영상화하는 트랙토그래피(tractography)기법 중 가장 많이 사용되고 있는 방법인 Line propagation(LP) 기법은 복셀 내의 시작점(seed point)의 위치에 따라 신경다발추적 결과가 달라질 수 있고, 관심영역(region of interest, ROI) 내의 시작점으로부

Corresponding Author : 김동윤
Department of Biomedical Engineering, Yonsei University 234,
Maeji-Ri, Heungup-Myun, Wonju-Si, Kangwon-Do, 220-710, South
Korea
Tel : 82-33-760-2434 / Fax : 82-33-760-2913
Email : dongkim77@yonsei.ac.kr

터 하나의 신경다발만을 생성하기 때문에 branch와 같은 신경다발을 추적하는데 효율적이지 못한 단점이 있다. 이러한 문제를 해결하기 위해 전 영역을 시작점으로 지정하여 신경다발을 찾아내는 방식이 제안되었고, 이러한 방식을 Brute force 방식(BF)라 한다[6]. 본 연구에서 BF 방식을 이용하여 신경다발추적을 구현하였다.

DT-MRI로부터 얻어진 PEV(principle eigenvector)의 필드에 잡음이 포함될 경우 그 방향이 실제 신경다발의 방향과 일치하지 않게 되는데 이것을 해결하기 위한 수학적인 시도를 정규화(regularization)라고 한다[7]. 정규화에 대한 연구로는 1) 고유값과 고유벡터를 정규화하는 방법으로는 Bassar와 Pajevic[8]이 제안한 ROI내 평균 PEV와 각 화소에서 PEV를 비교하여 가장 일치하는 PEV를 찾기 위해 통계적인 분석을 이용하는 방법, Poupon 등[9]의 ‘낮은 곡률 가정’을 이용한 방법, Tschumperlé와 Deriche[10]가 제안한 직교정규화(orthonormality)를 유지하기 위해 적절한 제한조건을 주는 최소화 방법, Coulon 등[11]이 제안한 확산 편미분 방정식을 이용한 방법이 있다. 2) 확산강조영상의 잡음을 제거하는 방법에는 Parker 등[12]이 사용한 Perona와 Malik[13]의 비선형 필터 방법과 Vemuri 등[14]이 가중치를 사용한 total variation (TV) norm 최소화 방법이 있다. 3) 텐서를 정규화하기 위한 방법에는 Westin 등[15]이 제안한 선형적인 방법과 Welk 등[16]이 제안한 텐서에 대한 중간값 필터(median filter)의 개념을 이용한 비선형적인 방법이 있다.

본 연구에서는 Welk 등[13,14]이 제안한 비선형 텐서 정규화 방법인 Gradient Descent (GD) 방법에서 최적의 중간값필터를 찾기 위한 수렴속도와 정확도 향상에 필수적인 스텝크기를 결정하는 방법인 수정된 GD 방법을 제안하였고, 이를 주 고유벡터가 45°인 합성영상과 피질척수로(corticospinal tract)에 적용결과를 Simple Median (SM) 방법과 Welk등이 제안한 GD 방법 및 본 연구에서 제안한 수정된 GD 방법과 비교하였다. 본 실험에서 3×3 화소에 대한 텐서값을 사용하여 중간값 필터를 적용하였다. SM 방법은 각 화소에서 주변 텐서값 중의 하나로 중간값(median)을 근사화한 값이고 GD 방법은 중간값을 반복적으로 찾아가는 알고리즘이다[18].

II. 이론 및 실험

A. 텐서 데이터에 대한 중간값 필터링

일반적인 디지털 영상에서, 중간값 필터는 어떤 화소의 값을 주변에 있는 명암도의 중간 값으로 대체하는 필터이다. 중간값 필터는 임의의 잡음에 대하여 다른 평활화 필터보다 적은 흐림(blurring) 현상을 보이면서 우수한 잡음 감소 능력을 제공한다. 텐서 데이터에 대한 중간값 필터는 일반적인 디지털 영상에서 중간값 필터와 비슷한 장점을 보여주며 그 특성을 만족한다[17].

본 연구에서는 확산텐서영상의 잡음을 제거하기 위해 텐서 데이터에 대한 중간값 필터를 적용하였다. 자기공명영상 데이터로 부

터 얻어진 3차원 2차 확산 텐서를 $A = \{a_{jk}\}_{j,k=1,2,3}$ 라고 하고 텐서의 크기는 Frobenius norm으로 다음과 같이 정의하였다.

$$\|A\| = \sqrt{\sum_{j,k=1,2,3} a_{jk}^2} \tag{1}$$

Frobenius norm은 양반정부호성(positive semidefiniteness)을 보존하고, 영행렬을 제외한 모든 점에서 미분이 가능한 장점이 있기 때문에 사용되었다.

n개의 텐서들의 집합 $S = \{A_1, \dots, A_n\}$ 와 음이 아닌 가중치 n 차원 벡터 $w = (w_1, \dots, w_n)$ 가 주어졌을 때, 중간값(A_M)은 다음과 같이 정의된다.

$$A_M = \operatorname{argmin}_{X \in \Lambda} E_S(X) \tag{2}$$

여기서, X는 3차원 2차 텐서들의 집합인 Λ 의 원소이고,

$$E_S(X) = \sum_{i=1}^n w_i \|X - A_i\| \tag{3}$$

이다.

B. 텐서 중간값 필터에 대한 알고리즘

본 장에서는 텐서들의 집합 S의 중간값(A_M)의 근사 값을 계산하기 위한 알고리즘인 SM 방법과 기존의 GD 방법 및 수정된 GD 방법을 설명하고자 한다.

SM 방법 (A_S)

SM 방법은 중간값(A_M)의 근사값(A_S)을 찾는 간단한 알고리즘이다. A_S 는 다음과 같이 정의된다.

$$A_S = \operatorname{argmin}_{A_j} E_S(A_j), \quad (j = 1, \dots, n) \tag{4}$$

집합 $S = \{A_1, \dots, A_n\}$ 의 중간값은 최소볼록집합(convex hull)에 포함되어 있고, A_S 는 그 최소볼록집합의 꼭지점 중의 하나가 된다. 본 실험에서 사용한 가중치 벡터는 $w_i = 1 (i = 1, \dots, n)$ 이다. SM 방법은 간단하고 계산시간이 짧다는 장점이 있으나, DT-MRI 데이터에 적용하였을 때 신경다발 영상을 흐리게 하는 단점이 있다.

GD 방법 및 수정된 GD 방법 (A_G)

SM 방법은 n개의 텐서의 중간값을 쉽게 구할 수 있는 방법이지만, 중간값을 구한다기 보다는 n개의 값 중에서 중간값에 가까운 값을 찾는 근사방법이다. 반면 일반적으로 최적화 문제 (2)로 기술

된 중간값을 구하기 위해서는 최적화 기법을 사용하는 것이 필요하다[19]. 최적화 기법 중 간단하면서도 가장 많이 쓰이는 방법은 기울기 강하(GD)법이다. 이 GD 방법을 이용하여 중간값을 구할 때, 목적함수 E_S 가 볼록하고 미분가능 할 경우, 반복횟수를 늘여 가면 GD 방법의 해 A_G 는 A_M 과 같아진다. 따라서, GD 방법이 SM 방법보다 더 정확한 방법이다.

GD 방법은 반복 알고리즘으로 종료조건과 스텝크기와 같은 파라미터들의 선택에 의존한다. 본 연구에서는 Welk 등[17]이 제안한 기존의 GD 방법의 속도와 정확성을 향상시키기 위해 수정된 GD 방법을 제안하였고, 이때 필요한 최적의 스텝크기를 결정하기 위한 다양한 파라미터를 시뮬레이션을 통하여 선택하였다. 앞에서 언급한 바와 같이, Frobenius norm을 사용함으로써, $X = A_j$, ($j = 1, \dots, n$)를 제외한 모든 점에서 $E_S(X)$ 의 미분값을 계산할 수 있다. 본 논문에서 제안한 수정된 GD 방법의 알고리즘은 다음과 같다.

1. 식(4)를 이용하여 A_S 를 찾는다.
2. 만약 $\left\| \nabla \sum_{A_S \neq A_i} \|A_S - A_j\| \right\| \leq \delta$ 를 만족하면, A_S 를 A_G 라 하고 종료한다.
그 외의 경우, 다음 단계로 이동한다.
3. 초기 중간값 $X_0 = A_S$ 라 하고 스텝번호 $k = 1$ 로 초기화한다.
4. 초기 스텝크기 S_1 을 임의의 값으로 초기화 한다.
5. X_k 를 다음 식을 이용하여 갱신한다.

$$X_k = X_{k-1} - S_k \nabla E_S(X_{k-1}) \quad (5)$$

6. 만약 $\|\nabla E_S(X_k)\| \leq \delta$ 를 만족하면, X_k 를 A_G 라 하고 종료한다.
그 외의 경우, 다음 단계로 이동한다.
7. 현재와 과거 단계의 기울기 강하(gradient descent)의 방향과 관련된 지시값 $r(k)$ 를 식(6)을 이용하여 계산한다.

$$r(k) = \frac{\nabla E_S(X_{k-1}) \cdot \nabla E_S(X_k)}{\|\nabla E_S(X_{k-1})\| \|\nabla E_S(X_k)\|} \quad (6)$$

8. 만약 $r(k) \geq 1 - \delta$ 를 만족하면 X_k 를 A_G 라 하고 종료한다.
그 외의 경우 다음 스텝크기를 식(7)을 이용하여 결정한다.

$$S_{k+1} = S_k / (1 - r(k)) \quad (7)$$

9. 효율적인 반복을 위하여, S_{k+1} 는 다음 식에 의해 갱신된다:

$$\begin{aligned} \text{만약 } E_S(X_k) > E_S(X_{k-1}) \text{ 이} \\ S_{k+1} = S_{k+1} / 2 \text{ 이 된다.} \end{aligned} \quad (8)$$

만약 $E_S(X_k) < \beta E_S(X_{k-1})$ 이면

$$S_{k+1} = 2S_{k+1} \text{ 이 된다.}$$

10. 만약 $k \geq N_{\max}$ 이면 X_k 를 A_G 라 하고 종료한다.

그 외의 경우, $k = k + 1$ 이 되고 5번째 단계로 이동한다.

본 연구에서는 효율적인 연산을 위해 9번째 단계에 스텝크기를 조절하는 방식을 사용하였다. 식(8)은 수렴 속도를 빠르게 하기 위해 E_S 값이 감소하면 중간값에 가까워지므로 스텝크기를 크게 하고, E_S 값이 증가하면 중간값에서 멀어지므로 스텝크기를 줄이는 역할을 한다. 본 실험에서는 여러 가지 파라미터를 변경하여 실험해 본 결과 $\delta = 0.1$, $\beta = 0.7$, $S_1 = 0.1$ 을 사용하였을 때 가장 좋은 결과를 나타내었으므로 이 값을 모든 시뮬레이션에 사용하였다.

오차 측정 방법

단면내의 총 화소 수를 N_P 라 하고 각 화소에서의 텐서값을 $A = \{A_{(n)}\}_{n=1, \dots, N_P}$ 라 한다. $A_{(n)}^\sigma$ 는 본래의 텐서 A 에 평균이 0 이고 분산이 σ^2 인 가우시안 잡음이 첨가된 텐서이다. 본 논문에서 제안한 알고리즘의 정확성을 비교해 보기 위해 $A_{(n)}^\sigma$ 에 중간값 필터링이 된 텐서 $X_{(n)}$ 과 원 영상의 텐서 $A_{(n)}$ 사이의 오차를 다음과 같은 방법으로 측정하였다.

$$AAE = \sum_{n=1}^{N_P} \cos^{-1}(V_{1(n)} \cdot \widehat{V_{1(n)}}) / N_P \quad (9)$$

$$AFA = \sum_{n=1}^{N_P} |FA(X_{(n)}) - FA(A_{(n)})| / N_P \quad (10)$$

$$AE = \sum_{n=1}^{N_P} E_S(X_{(n)}) / N_P \quad (11)$$

Average angular error(AAE)는 $A_{(n)}$ 의 주 고유벡터 $V_{1(n)}$ 과 $X_{(n)}$ 의 주 고유벡터 $\widehat{V_{1(n)}}$ 사이의 각도 차이의 평균값이다. Average fractional anisotropy error (AFA)는 각 화소에서 $A_{(n)}$ 의 FA값과 $X_{(n)}$ 의 FA값 사이의 차의 평균값이다. FA값은 식(12)으로부터 구할 수 있다. $\lambda_1, \lambda_2, \lambda_3$ 는 각 화소에서 텐서A의 고유값이다.

$$FA(A) = \frac{\sqrt{3[(\lambda_1 - m)^2 + (\lambda_2 - m)^2 + (\lambda_3 - m)^2]}}{\sqrt{2(\lambda_1^2 + \lambda_2^2 + \lambda_3^2)}} \quad (12)$$

$$m = \frac{\lambda_1 + \lambda_2 + \lambda_3}{3}$$

AE는 각 화소에서의 E_S 의 평균값이며, $E_S(X_n)$ 은 식(3)으로

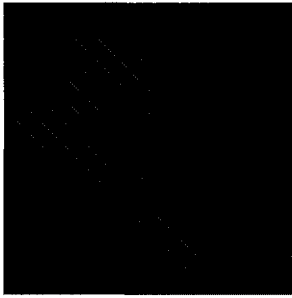


그림 1. 사용된 합성영상.
Fig. 1. Synthetic image.

부터 구한다. 이는 제안한 방법에서 얻어진 중간값 필터가 실제 중간값 필터에 얼마나 근접하는지를 보여주는 척도가 된다. 실험에서 $X = A^\sigma, A_S, A_G$ 에 대한 오차들을 사용하여 신경다발추적 결과를 합성 영상과 DT-MRI영상에 대하여 비교하였다.

합성영상을 이용한 시뮬레이션

본 연구에서 제안한 알고리즘을 기존의 방법과 비교하기 위해, 식 (13)과 같이 PEV가 45°를 이루는 텐서로 이루어진 영상을 합성하였고 이에 대한 트랙토그래피는 그림 1과 같다.

$$\underline{D} = \begin{pmatrix} 0.6 & 0.4 & 0 \\ 0.4 & 0.6 & 0 \\ 0 & 0 & 0 \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} \sqrt{\frac{1}{2}} & \sqrt{\frac{1}{2}} & 0 \\ \sqrt{\frac{1}{2}} & -\sqrt{\frac{1}{2}} & 0 \\ 0 & 0 & 1 \end{pmatrix} \tag{13}$$

$$\begin{pmatrix} 1 & 0 & 0 \\ 0 & 0.2 & 0 \\ 0 & 0 & 0 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} \sqrt{\frac{1}{2}} & \sqrt{\frac{1}{2}} & 0 \\ \sqrt{\frac{1}{2}} & -\sqrt{\frac{1}{2}} & 0 \\ 0 & 0 & 1 \end{pmatrix}^T$$

임상데이터획득 및 시뮬레이션

본 연구에서 사용된 DT-MRI는 두 개의 확산경사자장을 가지는 Single-shot spin echo-planar imaging 기법을 이용하여 1.5T

표 1. DT-MR 영상을 획득하기 위한 파라미터

Table 1. Parameters for the acquisition of the DT-MRI.

field of view (영상단면적)	224 × 224 mm ²
slice thickness (단면두께)	3 mm
acquisition matrix	96 × 96
reconstruction matrix	128 × 128
TR	10,000 ms
TE	76 ms
b factor	1000 s/mm ²

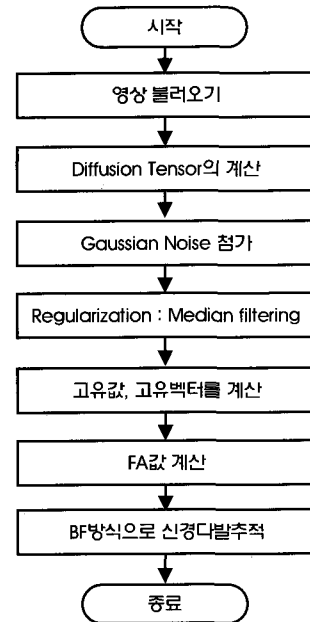


그림 2. 정규화 시뮬레이션의 흐름도.
Fig. 2. Flowchart of the simulation of regularization.

Philips Gyroscan으로 부터 획득되었다. 이때 사용된 경사자장의 개수는 6개이며, 각 방향의 경사자장에 대해 뇌의 전 영역을 포함하는 50개의 연속적인 단면 영상을 표 1과 같은 파라미터로 얻었다.

실험과정은 그림 2의 순서도를 따라 진행되었으며, 모든 과정은 Visual C++ 6.0 을 이용하여 프로그램 하였다. DT-MRI 데이터로부터 3차원 공간을 구성하고, 각 공간 좌표에서 확산텐서를 계산하였다. 계산되어진 확산텐서의 값들이 매우 작아 가우시안 잡음을 첨가할 때 너무 큰 잡음이 첨가되면 본래 영상이 심하게 훼손되므로 본 연구에서는 σ 가 0.0001인 가우시안 잡음을 첨가하였다. 필터링된 텐서로부터 고유값과 고유벡터를 구하고, 3차원 벡터필드를 구성하였다. 3차원 벡터필드의 각 복셀에서 비등방성 확산의 정도를 알기위해 FA값을 구하였다.

신경다발추적을 하기 위해, 그림 3과 같이 ROI(관심영역)를 설정하여 인간의 운동기능과 관련된 피질척수로(corticospinal tract)에 대하여 BF 방식을 사용하였고 종료조건으로는 FA 0.3미만과 각도 제한 70° 이상을 지정하였다.

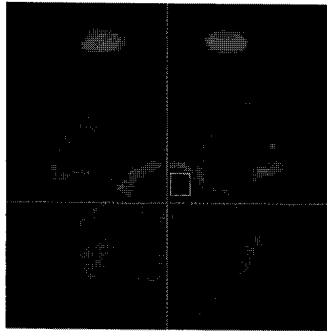


그림 3. 피질척수로를 선택하기 위해 사용한 ROI.
Fig. 3. ROI for selecting the corticospinal tract (CST).

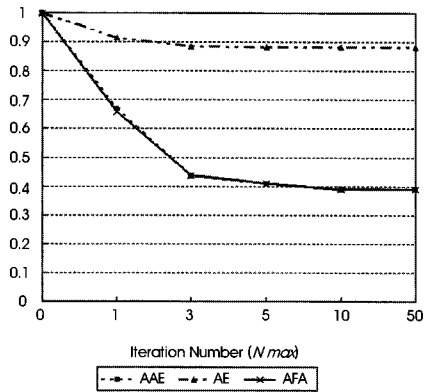


그림 4. 합성영상에서 수정된 GD 방법의 반복 횟수에 따른 측정 오차.
Fig. 4. Measured Errors of the modified Gradient Descent Method in the synthetic image according to number of iterations.

III. 결과 및 토론

A. 합성영상 시뮬레이션 결과

그림 4는 분산이 0.001 가우시안 잡음을 첨가 한 합성영상에 수정된 GD 방법의 반복횟수를 달리하여 중간값 필터를 취한 후 오차를 측정 한 결과로 본 연구에서 제안한 수정된 GD 방법의 반복 횟수에 따른 오차의 감소율을 나타낸다. 반복 횟수에 따라 각 오차 측정 방법에 따른 감소율의 비교를 보기 위해 모든 오차는 표준화 하였다. 최대 반복 횟수가 10일 때와 50일 때의 오차가 거의 차이가 없는 것을 볼 수 있었다.

그림 5는 기존의 GD방법과 수정된 GD방법의 상대적인 오차의 크기를 비교하기 위하여 분산이 0.001 가우시안 잡음을 첨가 한 합성영상에 각각의 방법을 이용하여 중간값 필터를 취한 후 오차를 측정하였다. 그림 5의 (a)에서 AE값은 수정된 GD 방법이 기존의 GD 방법에 비해 작았다. 반복횟수가 4회 이상인 경우 기존의 GD 방법과 수정된 GD 방법의 AAE와 AFA의 차이가 거의 없었지만 4회 미만인 경우 수정된 GD 방법을 사용했을 때 (b)와 (c)를 보면 AAE와 AFA가 줄어든 것을 볼 수 있다. AAE와 AFA의 실제값

은 차이가 있지만 그래프가 거의 비슷한 형태를 보인다. 이는 두 측정오차가 모두 반복횟수(k)에 따른 GD 및 수정된 GD 방법의 해 (X_k)가 최적값에 수렴하는 정도의 차이에 기인한 것이다. 수정된 GD 방법의 수렴속도는 반복횟수가 4이면 거의 최적값에 도달함을 볼 수 있다.

그림 6은 크기가 다른 잡음을 첨가한 영상에 SM, 기존의 GD, 수정된 GD 방법을 이용한 중간값 필터를 취한 후 오차를 측정하였다. 그림 6은 첨가된 가우시안 잡음의 분산이 0.01, 0.001, 0.0001일 때, 원영상과 중간값 필터링이 수행되지 않은 텐서, SM 방법, GD 방법, 수정된 GD 방법에서 얻어진 텐서와 오차를 로그 스케일로 나타낸 것이다. 수정된 GD 방법의 반복 횟수는 3이며 본 연구에서 제안한 수정된 GD 방법의 결과가 트랙의 형태를 분간할 수 있을 정도의 잡음의 크기인(분산이 0.0001) 영상에서 다른 방법들 보다 더 나은 결과를 보여준다.

B. 임상데이터 시뮬레이션 결과

그림 7(a)에서는 DT-MRI의 트랙토그래피이고, 그림 7(b)는 잡음이 첨가된 데이터의 트랙토그래피이며, 잡음이 첨가된 영상에

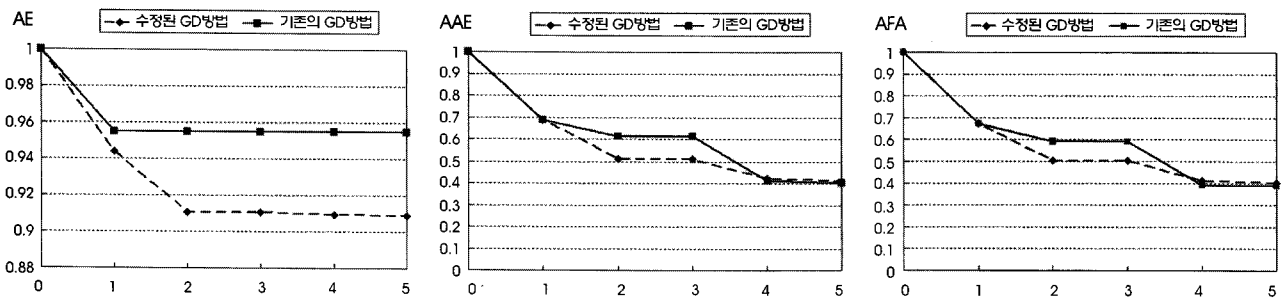


그림 5. 합성영상에서 기존의 GD 방법과 수정된 GD 방법의 측정 오차. (a) 표준화된 AE의 오차, (b) 표준화된 AAE의 오차, (c) 표준화된 AFA의 오차.
Fig. 5. Measured Errors of the conventional Gradient Descent Method and modified Gradient Descent Method in Synthetic Images. (a) Normalized error of AE (b) Normalized error of AAE (c) Normalized error of AFA.

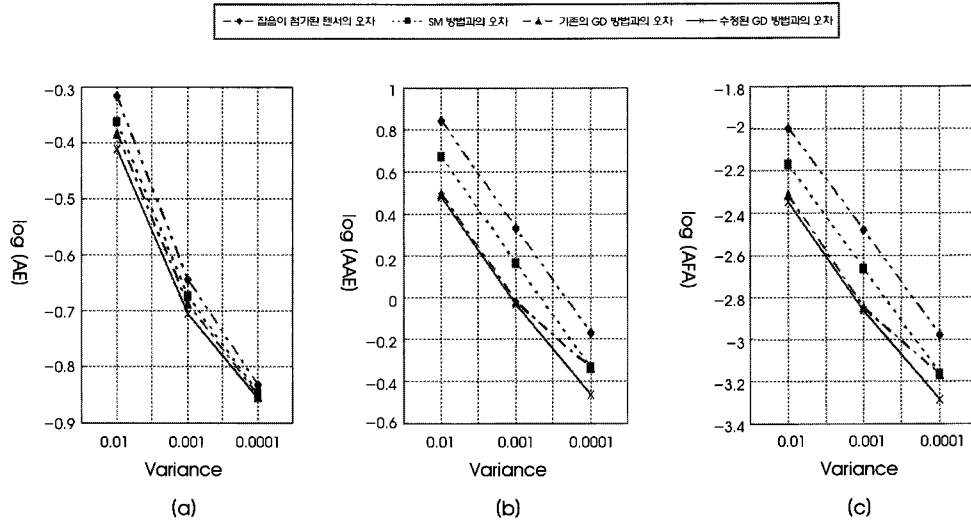


그림 6. 합성영상에서 측정된 오차. (a) AE 오차. (b) AAE 오차. (c) AFA 오차.
 Fig. 6. Measured Errors in Synthetic Images. (a) AE 오차. (b) AAE 오차. (c) AFA 오차.

GD 방법과 수정된 GD 방법을 적용하여 반복 횟수에 따라 변하는 트랙토그래피를 그림 7(c), (d), (e), (f)에서 보여준다. 그림에 그려진 원 내부를 비교해보면, 잡음이 첨가된 영상에서는 사라졌던 신경다발이 기존의 GD 방법을 10회 반복한 경우 그림 7(c)와 같이 복원되지 않았고 50회를 반복한 경우에도 그림 7(d)에서와 같이 복원되지 않았지만, 수정된 GD 방법을 8회 반복한 경우 그림 7(e)와 같이 복원되는 것을 볼 수 있다. 표 2에서는 그림 7의 결과를 수치적으로 비교해 보았다. 기존 GD방법에 비해 본 연구에서 제안한 수정된 GD 방법을 사용하였을 때 AE는 3.78%, AAE는

25.71%, AFA는 11.54% 감소하였다. AE는 제안한 방법에서 얻어진 중간값 필터가 실제 중간값 필터에 얼마나 근접하는지를 보여주는 척도이고, AAE는 실제 데이터와 잡음이 제거된 데이터와 PEV값의 오차를 나타내며, AFA는 실제 데이터와 잡음이 제거된 데이터와의 FA 값의 차이이다. 오차 측정방법에 따른 감소율의 차이는 최적화 측정오차의 감소율(AE)보다 실제 PEV와 FA의 차이가 더 줄어들었음을 나타내고 있다. 따라서 DT-MRI영상에 적용한 결과 본 연구에서 제안한 방법이 트랙토그래피 구성시 가장 중요한 PEV와 조직의 비등방성을 표현하는 FA값들을 기존 방법보

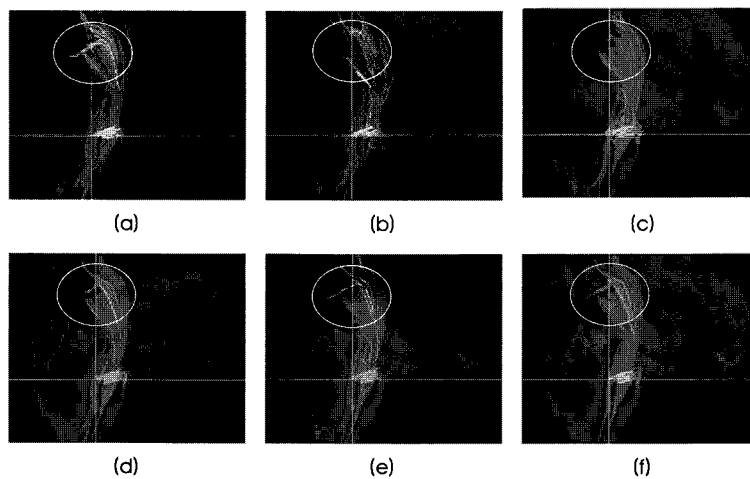


그림 7. 피질척수로의 트랙토그래피. (a)원영상. (b)잡음이 첨가된 영상. (c) (b)영상에 기존의 GD 방법을 10회 적용한 결과. (d) (b)영상에 기존의 GD 방법을 50회 적용한 결과. (e) (b)영상에 수정된 GD 방법을 8회 적용한 결과. (f) (b)영상에 수정된 GD 방법을 10회 적용한 결과.

Fig. 7. Tractography of corticospinal tract. (a) The original image. (b) The disturbed image. (c) The filtered image by the conventional Gradient Descent Method with 10 iterations. (d) The filtered image by the conventional Gradient Descent Method with 50 iterations. (e) The filtered image by the Modified Gradient Descent Method with 8 iterations. (f) The filtered image by the Modified Gradient Descent Method with 10 iterations.

표 2. 원 영상에 대한 가우시안 잡음을 첨가한 영상, 기존의 GD 방법을 적용한 영상, GD 방법(10회 반복)의 결과 영상과의 오차 비교.

Table 1. Error Measures between the original image and disturbed image, the result image of GD method and modified GD method. (10 iterations)

Error Measures	AE	AAE	AFA
잡음이 첨가된 텐서와의 오차	0.001149	4.303427	0.035279
기존의 GD방법과의 오차	0.000978	4.435440	0.034690
수정된 GD방법과의 오차	0.000941	3.294848	0.030685

다 훨씬 정확하게 재현함을 나타낸다. 이는 잡음의 영향이 많이 제거되어 원래의 트랙에 근접한 트랙토프래피를 구성할 수 있음 보여준다.

IV. 결론

본 연구에서는 부분체적효과(partial volume effect)와 생리학적 움직임(physiological motion) 등에 기인한 텐서 잡음의 영향을 제거하기 위해 정규화(regularization)방법에서 텐서중간값 필터를 이용한 기존방법과 제안한 방법의 결과를 비교 연구하였다. 본 연구에서 제안한 수정된 GD 방법은 기존의 GD 방법보다 최적 중간값에 빨리 수렴하기 위한 스텝크기를 조절하는 방법을 사용하였으며, 이를 주 고유벡터가 45도인 합성영상에 대하여 반복횟수가 3인 경우, 수정된 GD 방법이 기존 GD 방법보다 AE, AAE, AFA가 4.66%, 16.66%, 15.08% 감소되었으며, 첨가된 잡음의 분산값이 변하더라도 다른 텐서 중간값 필터 방식인 SM 방법, GD 방법보다 오차가 적은 트랙토프래피를 구성함을 볼 수 있었다. 피질척수로에 대한 시뮬레이션 결과, 본 연구에서 제안한 GD방식이 반복 회수가 10회일 경우 기존 GD의 반복횟수가 50회인 영상보다 우수한 트랙토프래피를 구성하였음을 관측할 수 있었다. 또한 반복횟수가 10회일 때 기존 GD 방법과 제안한 GD 방법을 비교한 결과 AE, AAE, AFA의 오차가 각각 3.78%, 25.71%, 11.54%가 감소하였다.

따라서 본 연구에서 제안한 방법을 임상데이터에 적용할 경우 잡음에 의한 영향이 감소된 트랙토프래피를 얻을 수 있을 것으로 기대된다. 그러나 본 연구에서 수행한 최적화 방법에서 얻어진 트랙토프래피는 주변 복셀간의 텐서들의 상관성이 작은 경우 최적값을 찾는 데 어려움이 있을 수 있으며, 추후 다양한 임상데이터에 적용하여 실제 신경다발과의 차이 확인하는 임상적인 검증이 필요하다.

REFERENCES

[1] M.Filippi, M.Cercignani, M. Inglese, M.A. Horsfield, and G. Comi, "Diffusion tensor magnetic resonance imaging in multiple Sclerosis," *American Journal of Neurology*, vol. 56, pp.304-311, 2001.

[2] D.J. Werring, A.T. Toosy, C.A. Clark, G.J. Parker, G.J. Barker, D.H. Miller, A.J. Thompson, "Diffusion tensor imaging can detect and quantify corticospinal tract degeneration after stroke," *J. Neurol. Neurosurg. Psychiatry*, vol. 69, pp.269-272, 2000.

[3] S.E. Rose, F. Chen, J.B. Chalk, F.O. Zelaya, W.E. Strugnell, M. Benson, J. Semple, and D.M. Doddrell, "Loss of connectivity in Alzheimer's disease: an evaluation of white matter tract integrity with colour coded MR diffusion tensor imaging," *J. Neurol. Neurosurg. Psychiatry*, vol. 69, pp.528-530, 2000.

[4] N.F. Lori, E. Akbudak, J.S. Cull, A.Z. Snyder, R.K. guillory, and T.E. Conturo, "Diffusion tensor fiber tracking of human brain connectivity: acquisition methods, reliability analysis and biological results," *NMR Biomed.*, vol. 15, pp. 493-515, 2002.

[5] S. Mori, and P. van Zijl, "Review article, fiber tracking: principles and strategies - a technical review," *NMR Biomed.*, vol 15, pp. 468 - 480, 2002.

[6] H. Huang, J. Zhang, P. van Zijl, and S. Mori, "Analysis of noise effects on DTI-based tractography using the brute-force and Multi-ROI Approach," *Magnetic Resonance in Medicine*, vol. 52, pp.559-565, 2004.

[7] R. Bammer, B. Acar, and M.E. Moseley, "In vivo MR tractography using diffusion imaging," *European Journal of Radiology*, vol. 45, pp. 223-234, 2003.

[8] P.J. Basser and S. Pajevic, "Statistical artifacts in diffusion tensor MRI(DT-MRI) caused by background noise," *Magnetic Resonance in Medicine*, vol. 44, pp. 41-50, 2000.

[9] C. Poupon, C.A. Clark, V. Frouin, J. Regis, I. Bloch, D. Le Bihan, and J.F. Mangin, "Regularization of diffusion-based direction maps for the tracking of brain white matter fascicles," *NeuroImage*, vol. 12, pp. 184-195, 2000.

[10] D. Tschumperlé and R. Deriche, "Regularization of orthonormal vector sets using coupled PDE's," in *Proc. IEEE Workshop on Variational and Level Set Methods in Computer Vision(VLSM'01)*, Vancouver, Canada, July 2001, pp. 3-10.

[11] O. Coulon, D.C. Alexander, and S. Arridge, "Diffusion tensor magnetic resonance image regularization," *Medical Image Analysis*, vol. 8, pp. 47-67, 2004.

[12] G.J.M. Parker, J.A. Schnabel, M.R. Symms, D.J. Werring, and G.J. Barker, "Nonlinear smoothing for reduction of systematic and random errors in diffusion tensor imaging," *J.Magn. Reson. Imag.*, vol. 11, pp. 702-710, 2000.

[13] P. Perona and J. Malik, "Scale-space and edge detection using anisotropic diffusion," *IEEE Trans Pattern Anal Machine Intell.*, vol. 12, pp. 629-639, 1990.

[14] B. Vemuri, Y. Chen, M. Rao, T. McGraw, Z. Wang, and T. Mareci, "Fiber tract mapping from diffusion tensor MRI," in *Proc. IEEE Workshop on Variational and Level Set Methods in Computer Vision(VLSM'01)*, Vancouver, Canada, 2001, pp. 81.

[15] C.F. Westin, S.E. Maier, B. Khidir, P. Everett, F.A. Jolesz, and R. Kikinis, "Image processing for diffusion tensor magnetic resonance imaging," *Medical Image Computing and Computer-*

- Assisted Intervention, Lecture Notes In Computer Science, Springer-verlag*, vol. 2208, pp. 441-452, 1999.
- [16] M. Welk, C. Feddern, B. Burgeth, and J. Weickert, "Median filtering of tensor-valued image," *Pattern Recognition, Lecture Notes in Computer Science, Springer-verlag*, vol. 2781, pp. 17-24, 2003.
- [17] M. Welk, J. Weicker, F. Becker, C. Schnorr, C. Feddern, and B. Bergeth, "Median and related local filters for tensor-valued images," *Signal Processing*, vol. 87, pp. 291-308, 2006.
- [18] S. Kim, K. Kwon, I. Park, B. Han, and D. Kim, "A study on the comparison of median filter regularization methods in diffusion tensor MRI," in *Proc. The 29th IEEE EMBS Annual International Conference*, Lyon, France, Aug.23-26, 2007.
- [19] M. S. Bazaraa, H. D. Sherali, and C. M. Shetty. *Nonlinear Programming, Theory and Algorithms*, John Wiley & Sons, Inc., second edition, 1993.