

논문 2012-49SC-1-5

적응형 총변이 기법을 이용한 가우시안 잡음 제거 방법; CBCT 치과 영상에 적용

(Gaussian Noise Reduction Method using Adaptive Total Variation;
Application to Cone-Beam Computed Tomography Dental Image)

김 중 혁*, 김 정 채*, 김 기 덕**, 유 선 국***

(Joong-Hyuk Kim, Jung-Chae Kim, Kee-Deog Kim, and SunK. Yoo)

요 약

의료 영상의 획득하는 과정에서 발생하는 잡음은 영상판독 및 진단을 방해하는 요소로 작용한다. 이러한 잡음으로 오염된 영상으로부터 원본영상을 복원하기 위하여 R.O.F(L.Rudin, S Osher, E. Fatemi)에 의해서 제안된 총변이 최적화 알고리즘은 정규화와 적합도의 균형을 맞춰 잡음을 제거할 수 있는 방법이다. 그러나 잡음 제거율을 높이기 위한 반복연산을 수행하는 과정에서 발생하는 경계영역의 뭉롱화 현상은 피할 수 없다. 본 논문에서는 총변이 최적화 알고리즘의 제어 파라미터를 잡음 분산과 영상의 지역분산 특성에 따라서 가변적으로 변환시켜 치아영상의 경계 영역의 왜곡을 최소화 하고 전체 영상의 잡음을 제거하고자 하였다. CBCT 치아영상 464장을 대상으로 제안된 알고리즘을 적용한 결과, 기존의 R.O.F가 제안한 방법에 비해 PSNR측면에서 약 3dB 정도 향상됨을 보였다. 또한 처리된 결과영상을 3D 볼륨으로 재구성하여 비교한 결과, 기존의 방법보다 치아모델의 경계영역이 더 잘 보존됨을 보여주었다.

Abstract

The noise generated in the process of obtaining the medical image acts as the element obstructing the image interpretation and diagnosis. To restore the true image from the image polluted from the noise, the total variation optimization algorithm was proposed by the R.O. F (L.Rudin, S Osher, E. Fatemi). This method removes the noise by fitting the balance of the regularity and fidelity. However, the blurring phenomenon of the border area generated in the process of performing the iterative operation cannot be avoided. In this paper, we propose the adaptive total variation method by mapping the control parameter to the proposed transfer function for minimizing boundary error. The proposed transfer function is determined by the noise variance and the local property of the image. The proposed method was applied to 464 tooth images. To evaluate proposed method performance, PSNR which is a indicator of signal and noise's signal power ratio was used. The experimental results show that the proposed method has better performance than other methods.

Keywords : 총변이 최적화 방법, 제어 파라미터, 잡음 제거, 적응형 총변이 방법

* 학생회원, *** 정회원-통신저자, 연세대학교 의과대학 의학공학교실

(Department of Medical Engineering, College of Medicine, Yonsei University)

** 정회원, 연세대학교 치과대학 통합진료과,

(Department of Advanced General Dentistry, Yonsei University College of Dentistry)

※ 이 논문은 지식경제부와 한국산업기술진흥원의 전략기술인력양성사업, 지식경제부 바이오의료기기 전략기술개발사업(10031993), 연세대학교 의과대학 교내연구비(6-2010-0050)의 지원에 의해 이루어진 연구 결과입니다.

접수일자: 2011년8월17일, 수정완료일 2011년12월14일

I. 서 론

치과용 고정밀 콘빔 CT(CBCT)는 회전하는 X선관과 검출기를 이용하여 피사체 내부를 단면 영상화 하는 의료장치로써 단층 의료영상 획득 및 진단, 치료의 목적으로 의료분야에서 광범위하게 사용되고 있다. 하지만 X선이 피사체 내부의 전자와 충돌로 인한 탄성산란으로 발생하는 간섭과 광학적 불안전성으로 인한 잡음은 투사영상의 왜곡을 가져온다.^[6-7,9] 이러한 잡음은 이차원의 단층영상관독을 저해할 뿐만 아니라 치아의 경계를 비롯한 상세한 영역의 정보를 손실시켜 3D 치아모델을 이용한 영상진단의 방해 요소로도 작용한다. 잡음으로 인해 왜곡된 영상에 대한 필터링은 잡음 평활화(smoothing)가 가장 기본적인 방법이다.^[7,9]

그러나 단순한 저역통과 필터링은 영상의 경계를 비롯한 상세한 영역의 정보를 손실시켜 몽롱화(blurring)가 크게 나타나는 결과를 가져온다.

L.Rudin, S.Osher, E.Fatemi에 의해서 제안된 총변이 최적화 알고리즘은 영상의 상세한 경계영역은 비교적 잘 보존하면서 연부조직에 해당하는 명암도 평탄지역에서는 잡음을 효과적으로 제거할 수 있는 방법으로써 영상복원을 비롯한 다양한 영상처리 분야에서 연구되고 있다.^[1-5] 그러나 잡음 제거율을 향상시키기 위해 반복 연산을 수행하는 과정에서 발생하는 경계영역의 몽롱화(blurring) 현상은 피할 수 없다. 또한 CBCT로부터 획득된 수 백장의 치아영상에 필터를 적용하는 경우, 모든 영상에 동일한 고정 제어 파라미터를 적용하게 되기 때문에 2D 및 3D 치아영상의 상세한 정보가 손실되게 된다.

본 논문에서는 R.O.F에 의해서 제안된 총변이 최적화 알고리즘의 제어 파라미터를 잡음 분산과 영상의 지역분산 특성에 따라서 가변적으로 변환시켜 치아영상의 경계 영역의 왜곡을 최소화 하고 명암도 평탄 영역의 잡음을 효율적으로 제거하는 방법을 제안한다. 영상의 지역분산을 이용하여 변환함수를 결정하고 결정된 변환함수에 따라 적응형 총변이 방법을 적용함으로써 치아영상의 잡음을 제거하고자 하였다. CBCT 치아영상 464장에 제안된 알고리즘을 적용하여 PSNR(Peak Signal to Noise Ratio) 측면에서 비교하였고 경계영역의 화질 복원 정도를 확인하기 위해 영상의 라인 정보(Line Profile)^[16]를 분석하였다. 또한 2D에서 처리된 결과를 3D로 가시화하여 치아 경계영역을 비롯한 상세영역의

복원정도를 분석하였다.

본 논문의 II장에서는 기존의 잡음 제거 알고리즘에 대하여 서술하고 III장에서는 본 논문에서 제안하는 잡음 제거 알고리즘을 소개한다. IV장에서는 기존의 알고리즘과 제안하는 방법에 대해 실험 및 결과를 분석하고 V장에서는 결론을 기술하겠다.

II. 기존 방법

원 영상을 $s(m,n)$ 라 하고, $N(0, \sigma_{noise}^2)$ 의 분포를 갖는 가우시안 잡음을 $v(m,n)$ 이라 하면 잡음이 첨가된 영상은 식 (1)과 같이 정의 된다.

$$f(m,n) = s(m,n) + v(m,n) \quad (1)$$

이 때 모집단의 분포가 정규분포가 아니더라도 표본의 크기가 증가함에 따라 정규분포를 이룬다는 중심극한정리(Central Limit Theorem)에 따라서 평균이 0인 가우시안 잡음으로 가정하였다.

1. 총변이 최적화 알고리즘

L.Rudin, S Osher, E. Fatemi에 의해서 제안된 총변이(Total Variation)를 이용한 알고리즘은 영상복원 분야에서 널리 이용되고 있다^[1-5]. 제안된 영역 $\Omega \subset R^2$ 로부터 잡음이 포함된 영상 $f \in L^2(\Omega)$ 가 CBCT로부터 획득된 경우, f 로부터 원본영상 s 를 찾아내는 것이 목적이다. 식 (2)는 총변이를 나타내는 수식이다.

$$TV = \int_{\Omega} |\nabla s| dmdn, \quad \nabla s = (s_m, s_n) \quad (2)$$

L.Rudin, S Osher, E. Fatemi가 제안한 총변이 최적화 모델은 다음과 같다.

$$E_v[s|f] = \int_{\Omega} |\nabla s| dmdn + \frac{\lambda}{2} \int_{\Omega} (f-s)^2 dmdn \quad (3)$$

여기서 $\int_{\Omega} (f-s)^2 dmdn$ 는 데이터의 적합도(fidelity)를 나타내고 총변이는 정규화(regularity)를 나타내며, λ 는 두 항의 균형을 맞추기 위한 제어 파라미터로 사용된다. 특정함수의 변이를 최소화 하는 오일러-라그랑즈 방정식을 사용하여 식(3)을 풀면 다음과 같다.

$$0 = \nabla \cdot \left[\frac{\nabla s}{|\nabla s|} \right] + \lambda(s-f) \quad \text{with} \quad \frac{\partial s}{\partial n} \Big|_{\partial\Omega} = 0 \quad (4)$$

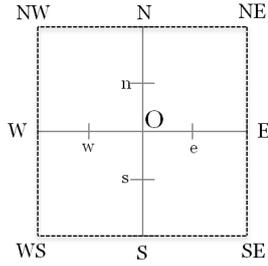


그림 1. 목표픽셀 O과 그 주변 픽셀들.
Fig. 1. A target pixel O and its neighbors.

그림 1은 복원되는 목표픽셀 O와 그 것의 네 주변픽셀 E, N, W, S 그리고 그 주변픽셀들과의 중간점 e, n, w, s를 나타낸다.

식 (4)를 이산화 하여 풀고 그림1의 목표픽셀 O에 대해서 정리하면 다음과 같다.

$$s_O = \frac{\sum_{P \in A_O} \frac{1}{\nabla s_P} s_P + \lambda f_O^0}{\sum_{P \in A_O} \frac{1}{\nabla s_P} + \lambda} \quad (5)$$

식 (5)에서 $w_p = \frac{1}{\nabla s_P}$ 로 치환하고

$$h_{OP} = \frac{w_p}{\sum_{P \in A_O} w_p + \lambda} \quad (6)$$

$$h_{OO} = \frac{\lambda}{\sum_{P \in A_O} w_p + \lambda} \quad (7)$$

식 (6),(7)과 같이 필터 계수를 정의하면 식(5)은 다음과 같이 표현된다.

$$s_O = \sum_{P \in A_O} h_{OP} s_P + h_{OO} f_O^0 \quad (8)$$

with $\sum_{P \in A_O} h_{OP} + h_{OO} = 1$

식(8)은 가우스-자코비 반복 이론 방법(Gauss-Jacobi iteration scheme)을 통해서 s^n, s^{n+1} 로 업데이트 된다 [5]

$$s_O^{(n+1)} = \sum_{P \in A_O} h_{OP}^{(n)} s_P^{(n)} + h_{OO}^{(n)} s_O^{(n)} \quad (9)$$

최종적으로 R.O.F가 제안한 총변이 최적화 방법을 이산화 하면 적응형 평균필터(Adaptive Average Filter) 형태를 가짐을 알 수 있다. 그림 1에서 O의 픽

셀 값을 복원하려고 할 때 h_{OO} 는 자기 자신의 가중치를 결정하는 필터 계수이고, h_{OP} 는 주변 픽셀의 가중치를 나타내는 필터 계수이다.

III. 제안하는 방법

영상의 지역분산을 통하여 경계와 비 경계부분을 구분하고 영역별로 적응형 필터를 적용하는 연구가 선행되어져 왔다. [13~15] III-1에서는 지역분산의 특징을 분석하고, III-2에서는 제안하는 가변적 제어 파라미터 특성을 정의한다. III-3에서는 제안하는 변환함수 정의 및 가변적 제어 파라미터 결정하는 과정을 보인다. III-4에서는 계산된 가변적 제어 파라미터를 총변이 최적화 알고리즘에 적용하여 대용량 CBCT 치아영상에 필터링하는 방법에 대하여 설명한다.

1. 지역분산을 이용한 영상의 영역별 특성정의

점 (m_0, n_0) 에서 원본 영상의 픽셀 값 $s(m_0, n_0)$ 에 $N(0, \sigma_{noise}^2)$ 인 가우시안 잡음 $v(m_0, n_0)$ 이 더해진 영상의 픽셀 값 $f(m_0, n_0)$ 를 랜덤변수 F_{m_0, n_0} 라고 정의하자. 이 때 F_{m_0, n_0} 는 $N(s(m_0, n_0), \sigma_{noise}^2)$ 의 분포를 따른다.

원영상의 점 $O(m_0, n_0)$ 을 중심으로 $L \times L$ 블록내의 $s(m, n)$ 의 집합 S_{m_0, n_0} 은 다음과 같이 정의된다.

$$S_{m_0, n_0} = \left(s(m, n) \mid |m_0 - m| \leq \frac{L}{2}, |n_0 - n| \leq \frac{L}{2} \right) \quad (10)$$

이때 M 을 잡음이 첨가된 영상 f 의 Local Mean이라 정의하면 M 은 식 (11)과 같이 정의된다.

$$M = \frac{1}{L^2} \left[\sum_{i=-(L-1)/2}^{(L-1)/2} \sum_{j=-(L-1)/2}^{(L-1)/2} F_{m_0-i, n_0-j} \right] \quad (11)$$

M 은 중심극한정리에 의해서 $N(\overline{S_{m_0, n_0}}, \sigma_{noise}^2 / L^2)$ 의 가우시안 분포를 가지는 랜덤변수이다. 여기서 잡음의 mean은 0이기 때문에 $\overline{S_{m_0, n_0}}$ 는 식 (12)와 같이 정의된다.

$$\overline{S_{m_0, n_0}} = \frac{1}{L^2} \left[\sum_{i=-(L-1)/2}^{(L-1)/2} \sum_{j=-(L-1)/2}^{(L-1)/2} s(m_0-i, n_0-j) \right] \quad (12)$$

랜덤 변수 Y_{m_0, n_0} 와 Z_{m_0, n_0} 를 아래 식 (13), 식(14)과 같이 정의한다.

$$Y_{m_0, n_0} = F_{m_0, n_0} - M \quad (13)$$

$$Z_{m_0, n_0} = (F_{m_0, n_0} - M)^2 \quad (14)$$

Y_{m_0, n_0} 는 식 (15)를 통해서

$N(s(m_0, n_0) - \overline{S_{m_0, n_0}}, \sigma_{noise}^2 \frac{L^2+1}{L^2})$ 의 가우시안 분포를 갖는 랜덤변수가 되고 $v_{m_0, n_0} = s(m_0, n_0) - \overline{S_{m_0, n_0}}$, $\alpha^2 = \sigma_{noise}^2 \frac{L^2+1}{L^2}$ 으로 치환하면 Y_{m_0, n_0} 의 확률분포는 $N(v_{m_0, n_0}, \alpha^2)$ 과 같이 나타낼 수 있다.

$$E[Y_{m_0, n_0}] = E[X_{m_0, n_0}] - E[M] = s(m_0, n_0) - \overline{S},$$

$$V[Y_{m_0, n_0}] = \sigma_{noise}^2 \frac{L^2+1}{L^2} \quad (15)$$

Z_{m_0, n_0} 의 확률분포와 mean은 식 (16), (17)과 같다.

$$f_{z_{m_0, n_0}}(z_{m_0, n_0}) = \left| \frac{f_{y_{m_0, n_0}}(z_1)}{\frac{dz_1}{dy}} \right|_{z_1 = \sqrt{z}} + \left| \frac{f_{y_{m_0, n_0}}(z_2)}{\frac{dz_2}{dy}} \right|_{z_2 = -\sqrt{z}}$$

$$= \frac{1}{2\sqrt{z_{m_0, n_0}}} f_{y_{m_0, n_0}}(\sqrt{z_{m_0, n_0}}) + f_{y_{m_0, n_0}}(-\sqrt{z_{m_0, n_0}})$$

$$= \begin{cases} 0 & z_{m_0, n_0} < 0 \\ \frac{1}{\sqrt{8\pi z_{m_0, n_0} \alpha^2}} e^{-\frac{v_{m_0, n_0}^2 + z_{m_0, n_0}}{2\alpha^2}} (e^{-\frac{2v_{m_0, n_0}\sqrt{z_{m_0, n_0}}}{2\alpha^2}} + e^{-\frac{2v_{m_0, n_0}\sqrt{z_{m_0, n_0}}}{2\alpha^2}}) & z_{m_0, n_0} \geq 0 \end{cases} \quad (16)$$

$$E[Z_{m_0, n_0}] = \int_0^\infty f_{z_{m_0, n_0}}(z_{m_0, n_0}) z_{m_0, n_0} dz_{m_0, n_0}$$

$$= \frac{\sigma_{noise}^2}{L^2} (L^2+1) + v_{m_0, n_0}^2 \quad (17)$$

V 를 잡음이 첨가된 영상 f 의 지역분산으로 정의하면, 지역분산 V 는 식 (18)과 같이 정의되고, V 의 mean은 식 (19)과 같이 정의된다.

$$V_{m_0, n_0} = \frac{1}{L^2-1} \left[\sum_{i=-(L-1)/2}^{(L-1)/2} \sum_{j=-(L-1)/2}^{(L-1)/2} (F_{m_0-i, n_0-j} - M)^2 \right]$$

$$= \frac{1}{L^2-1} \sum_{i=-(L-1)/2}^{(L-1)/2} \sum_{j=-(L-1)/2}^{(L-1)/2} Z_{m_0-i, n_0-j} \quad (18)$$

$$E[V_{m_0, n_0}] = E\left[\frac{1}{L^2-1} \sum_{i=-(L-1)/2}^{(L-1)/2} \sum_{j=-(L-1)/2}^{(L-1)/2} (F_{m_0-i, n_0-j} - M)^2 \right]$$

$$= E\left[\frac{1}{L^2-1} \sum_{i=-(L-1)/2}^{(L-1)/2} \sum_{j=-(L-1)/2}^{(L-1)/2} Z_{m_0-i, n_0-j} \right]$$

$$= \frac{1}{L^2-1} \sum_{i=-(L-1)/2}^{(L-1)/2} \sum_{j=-(L-1)/2}^{(L-1)/2} E[Z_{m_0-i, n_0-j}]$$

$$= \frac{1}{L^2-1} \sum_{i=-(L-1)/2}^{(L-1)/2} \sum_{j=-(L-1)/2}^{(L-1)/2} \left(\frac{\sigma_{noise}^2}{L^2} (L^2+1) + v_{m_0-i, n_0-j}^2 \right)$$

$$= \frac{L^2+1}{L^2-1} \sigma_{noise}^2 + \frac{1}{L^2-1} \sum_{i=-(L-1)/2}^{(L-1)/2} \sum_{j=-(L-1)/2}^{(L-1)/2} v_{m_0-i, n_0-j}^2$$

$$= \frac{L^2+1}{L^2-1} \sigma_{noise}^2 + V_{Origin} \quad (19)$$

식 (19)로부터 잡음이 첨가된 영상의 지역분산의 추정 값 $E[V_{m_0, n_0}]$ 는 원본 영상의 지역분산

$$V_{Origin} = \frac{1}{L^2-1} \sum_{i=-(L-1)/2}^{(L-1)/2} \sum_{j=-(L-1)/2}^{(L-1)/2} v_{m_0-i, n_0-j}^2$$

이 증가함에 비례하여 증가함을 알 수 있다. 원본 영상의 지역분산은 영상의 경계 및 비 경계 정도를 나타내기 때문에 잡음 영상의 지역분산 역시 경계를 나타내는 척도로 사용 가능하다. 하지만 $E[V_{m_0, n_0}]$ 는 잡음의 분산에도 역시 비례하는 성질을 가진다. 단 여기서 L 은 지역분산을 계산하기 위한 고정된 블록의 크기를 나타내므로 식 (19)의 $\frac{L^2+1}{L^2-1} \sigma_{noise}^2$ 에서 $\frac{L^2+1}{L^2-1}$ 은 상수 값이 된다. 결론적으로 잡음이 첨가된 영상의 지역분산을 경계를 나타내는 척도로 사용하기 위해서는 잡음의 분산으로부터의 영향을 고려해야 한다. III-3에서는 잡음 분산의 영향을 고려한 변환함수를 설정하여 가변적 제어 파라미터 $\lambda_{m, n}$ 를 결정하는 방법에 대하여 논의한다.

2. 제안하는 가변적 제어 파라미터 특성정의.

기존의 총변이 최적화 알고리즘에서 상수 λ 를 설정하여 필터링한 경우 가우스-자코비 반복횟수가 증가하면서 영상의 경계영역이 훼손되는 문제가 발생하였다. 이를 해결하기 위해서 적응형 $\lambda_{m, n}$ 를 정의하여 경계영역과 비 경계영역의 대조도 강화를 얻고자 하였다.

경계 및 비 경계 영역의 적응형 처리를 위하여 제안하는 가변적 제어 파라미터 $\lambda_{m, n}$ 는 다음과 같은 특성을 갖도록 설정한다.

- (a) $\lambda_{m,n}$ 는 전체 잡음분산에 반비례하도록 설정한다.
- (b) $\lambda_{m,n}$ 는 영상의 경계 특성에 비례하고, 비 경계 영역에는 반비례하도록 설정 한다.
- (c) $\lambda_{m,n}$ 는 잡음이 첨가된 영상의 지역분산에 비선형적으로 비례하도록 설정 한다.

(a) 식 (6)에서 영상의 잡음이 증가할 경우 영상의 복원 시 주변 픽셀의 가중치를 높여 평활화(Smoothing) 시키기 위하여 $\lambda_{m,n}$ 는 상대적으로 작은 값으로 설정되어야 한다.

(b) 식 (6),(7)에서 영상의 경계에 해당되는 부분에서는 평활화(Smoothing)으로 인한 경계영역의 왜곡을 최소화 하기위해 비교적 큰 $\lambda_{m,n}$ 설정되어 중심 픽셀의 가중치를 높여야 한다. 연부조각에 해당하는 영상의 명암도 평탄영역에서는 주변픽셀의 가중치를 높여 잡음을 제거하기 위한 상대적으로 작은 $\lambda_{m,n}$ 값이 설정되어야 한다.

(c) 원본 영상의 지역분산은 영상의 변화량이 큰 경계영역에서 큰 값을 갖는다. 획득된 잡음이 첨가된 영상의 지역분산은 III-1의 식 (19)를 통해서 원본 영상의 지역분산의 증가에 비례하여 증가한다. 따라서 잡음 첨가 영상의 지역분산이 큰 영역일수록 경계를 보존하기 위해 상대적으로 큰 $\lambda_{m,n}$ 가 설정되어야 한다. 하지만 잡음이 첨가된 영상의 지역분산은 잡음의 분산에도 비례하는 성질을 가지기 때문에 잡음분산의 영향을 고려한 변환함수를 설계해야 한다.

3. 제안하는 변환함수 정의 및 가변적 제어 파라미터 결정

획득된 잡음영상의 픽셀 $O(m,n)$ 을 중심으로 $L \times L$ 의 블록을 통해 계산된 지역분산을 $V(m,n)$ 라고 하면, 가변적 $\lambda_{m,n}$ 는 III-2의 제어 파라미터 특성에 따라서 식 (20)와 같은 변환함수를 통해서 정의된다.

$$\lambda_{m,n} = (\lambda_{\max} - \lambda_{\min}) \frac{1}{1 + \left(\frac{m_{\text{threshold}}}{V(m,n) + \epsilon} \right)^E} + \lambda_{\min} \quad (20)$$

여기서 ϵ 은 지역분산 $V(m,n)$ 의 값이 0일 경우의 오버플로우를 방지하기 위해 사용되는 매우 작은 상수 값이고, E 는 식 (20)함수의 기울기를 조절한다.

$m_{\text{threshold}}$ 는 잡음이 첨가된 영상의 잡음분산으로 인

한 지역분산의 증가를 보정해 주기위한 파라미터로 사용된다. $m_{\text{threshold}}$ 를 식 (21)과 같이 정의된다.

$$m_{\text{threshold}} = c \times \sigma_{\text{noise}}^2 \left(\frac{L^2 + 1}{L^2 - 1} \right) \quad (21)$$

식 (21)에서 $m_{\text{threshold}}$ 는 식 (19)에서 지역분산의 평균에 대한 잡음의 성분인 $\sigma_{\text{noise}}^2 \left(\frac{L^2 + 1}{L^2 - 1} \right)$ 에 고정된 상수 값 c 를 곱한 값으로 결정된다. 즉, 잡음이 큰 영상의 경우 그 분산 σ_{noise}^2 가 지역분산 $V(m,n)$ 를 증가시키기 때문에, 이를 보정하기 위하여 $m_{\text{threshold}}$ 역시 함께 증가하도록 하였다.

즉 지역분산이 $m_{\text{threshold}}$ 이하의 영역은 대부분의 지역분산이 잡음분산으로 인한 값이라고 생각하고 $\lambda_{m,n}$ 를 $(\lambda_{\max} + \lambda_{\min})/2$ 보다 낮은 레벨로 압축하여 사상한다. $m_{\text{threshold}}$ 이상의 영역은 잡음영상의 지역분산이 대부분 원본 영상의 지역분산에 영향을 받은 값이라고 생각하고 $\lambda_{m,n}$ 를 $(\lambda_{\max} + \lambda_{\min})/2$ 보다 더 높은 레벨로 압축되어 사상한다.

λ_{\min} 은 R.O.F가 제한한 방법으로 (22)로 정의된다.

$$\lambda_{\min} = - \frac{1}{2\sigma_{\text{noise}}^2} \int \left[\sqrt{s_m^2 + s_n^2} - \left(\frac{(f_m)s_m}{\sqrt{s_m^2 + s_n^2}} + \frac{(f_n)s_n}{\sqrt{s_m^2 + s_n^2}} \right) \right] dmdn \quad (22)$$

대조도 강화를 위한 λ_{\max} 는 λ_{\min} 의 상수 K 를 곱한 값으로 식 (23)으로 정의한다.

$$\lambda_{\max} = k \times \lambda_{\min} \quad (23)$$

그림 2.(a)(c)는 $\sigma_{\text{noise}} = 129.55$, $L^2 = 49$, $E = 10$, $k = 7$ 일 때, 식 (20)를 통해 제안된 변환함수를 나타낸다. (a)는 지역분산이 $m_{\text{threshold}}$ 이하인 영역에서 $\lambda_{m,n}$ 가 사상되는 구간을 나타낸다. (b)는 지역분산이 $m_{\text{threshold}}$ 이하인 영상영역을 나타내는 그림이다. (c)는 지역분산이 $m_{\text{threshold}}$ 이상인 영역에서 $\lambda_{m,n}$ 가 사상되는 구간을 나타낸다. (d)는 지역분산이 $m_{\text{threshold}}$ 이상인 영상의 영역을 나타내는 그림이다. 제안하는 변환함수는 경계 및 비 경계를 나타내는 지역분산이 증가함에 따라 비선형적으로 증가하며 $\lambda_{m,n}$ 을 결정함으로써, 영상의 비 경계 영역에서는 작은 $\lambda_{m,n}$ 를 사상시켜

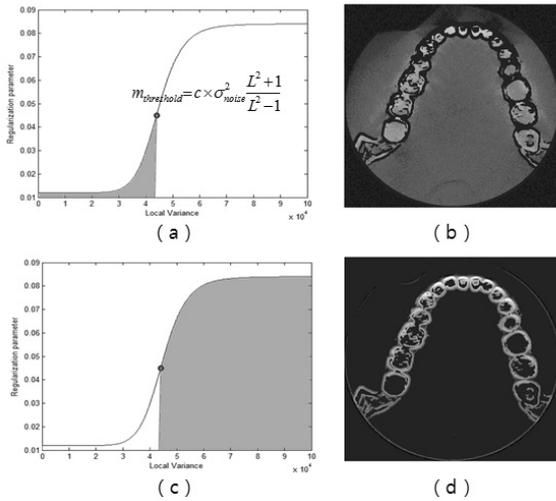


그림 2. $m_{threshold}$ 에 따라서 선택되는 영역분포
 (a)-(b): $m_{threshold} = 2.56 \times \sigma_{noise}^2 \left(\frac{L^2+1}{L^2-1} \right)$ 이하인 영역
 (c)-(d): $m_{threshold} = 2.56 \times \sigma_{noise}^2 \left(\frac{L^2+1}{L^2-1} \right)$ 이상인 영역

Fig. 2. Selected region by $m_{threshold}$.
 (a)-(b): The region below $m_{threshold} = 2.56 \times \sigma_{noise}^2 \left(\frac{L^2+1}{L^2-1} \right)$ (c)-(d): The region upper $m_{threshold} = 2.56 \times \sigma_{noise}^2 \left(\frac{L^2+1}{L^2-1} \right)$.

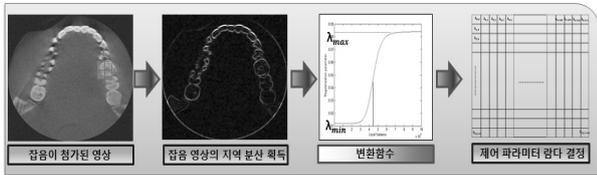


그림 3. 지역분산과 변환함수를 이용한 제어파라미터 $\lambda_{m,n}$ 결정 방법.
 Fig. 3. The control parameter lambda decision method using the local variance and transfer function.

좀 더 평활화(Smoothing)시키고 경계영역에서는 좀 더 큰 $\lambda_{m,n}$ 를 사상시켜 경계의 왜곡을 최소화 하도록 제안되었다. 또한 획득된 영상의 잡음이 많은 경우 제안하는 변환함수의 $m_{threshold}$ 을 증가시켜 잡음분산에 따른 영상의 지역분산 증가를 보정하고자 하였다.

그림 3은 잡음이 첨가된 영상으로부터 제어 파라미터 $\lambda_{m,n}$ 를 결정하는 전체 방법을 나타낸다.

4. 대용량 CBCT 치과영상에 제안된 알고리즘 적용
 일반적으로 진단 및 치료를 목적으로 CBCT 영상을 획득할 경우 약 300~400장 이상의 대용량의 DICOM 데이터를 획득하게 된다. 그림 4는 이러한 대용량의 치

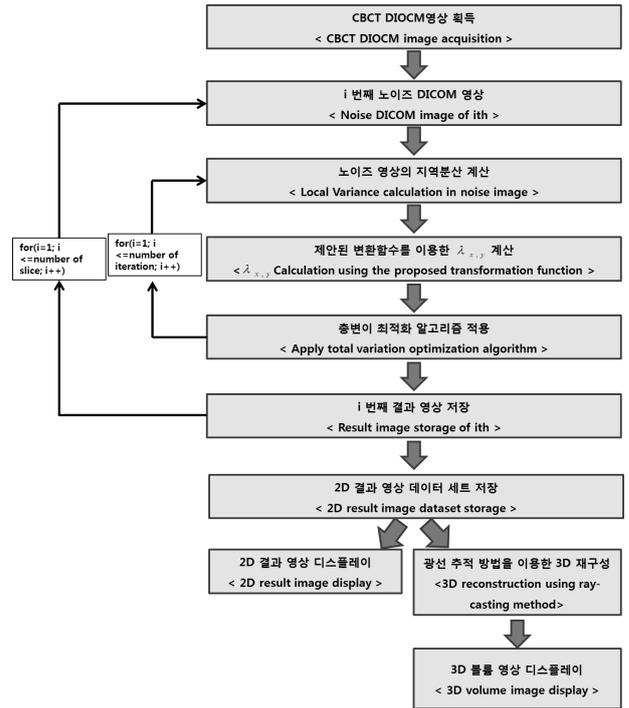


그림 4. 대용량 CBCT 치과영상에 제안된 알고리즘 적용.
 Fig. 4. apply proposed algorithm in CBCT dental images.

아영상 데이터에 제안된 알고리즘을 적용하는 전체 순서도를 보여준다.

CBCT를 통해서 다량의 치과영상이 획득되면, 각각 영상의 지역분산이 계산된다. 지역분산은 해당 영역의 경계 및 비 경계 정도를 나타내는 척도로써 식 (20)의 변환함수의 입력 값으로 사용되어 가변적 정규화 파라미터 $\lambda_{m,n}$ 를 결정한다.

복원하려는 목표픽셀 $O(m,n)$ 에 결정된 정규화 파라미터를 적용하면 식 (5), (6), (7)은 다음과 같이 다시 표현된다.

$$s_O = \frac{\sum_{P \in A_O} \frac{1}{\nabla s_P} s_P + \lambda_O f^0}{\sum_{P \in A_O} \frac{1}{\nabla s_P} + \lambda_O} \quad (24)$$

$$\widehat{h}_{OP} = \frac{w_P}{\sum_{P \in A_O} w_P + \lambda_O} \quad (25)$$

$$\widehat{h}_{OO} = \frac{\lambda_O}{\sum_{P \in A_O} w_P + \lambda_O} \quad (26)$$

이때, 정규화 파라미터(λ_o)는 복원하려는 목표픽셀이 O가 변화함에 따라서 가변적으로 변화하는 값을 갖는다.

$$s_o = \sum_{P \in A_o} \widehat{h}_{OP} s_P + \widehat{h}_{OO} s_o^0$$

$$\text{with } \sum_{P \in A_o} \widehat{h}_{OP} + \widehat{h}_{OO} = 1 \quad (27)$$

식 (25)와 (26)에서 얻는 계수를 통한 필터링 결과영상 S_o 는 가우스-자코비 반복 이론 방법(Gauss-Jacobi iteration scheme)을 통해서 s^n, s^{n+1} 로 업데이트된다.

$$s_o^{(n+1)} = \sum_{P \in A_o} h_{OP}^{(n)} s_P^{(n)} + h_{OO}^{(n)} s_o^{(n)} \quad (28)$$

식 (28)에서 $h_{OO}^{(n)}, h_{OP}^{(n)}$ 는 s^n 을 통해서 계산된 $\lambda_{m,n}^{(n)}$ 에 따라서 결정된다. $\lambda_{m,n}^{(n)}$ 은 결과영상 $s^{(n)}$ 의 경계영역과 비 경계 영역의 특성에 따라서 결정되므로, 알고리즘의 반복연산을 수행하여도 경계영역을 보존하고, 비 경계 영역의 잡음을 효율적으로 제거할 수 있다.

처음 한 장의 영상에 대하여 필터 연산이 끝나면, 식 (20)의 변환함수는 고정시키고 나머지 영상에 대하여 같은 방법을 사용하여 필터를 적용한다. 이 때 모든 영상에 동일한 변환함수를 사용함으로써, 전체 영상데이터간의 특성이 왜곡되지 않는다.

비 경계 영역이 많은 부분을 차지하는 영상의 경우는 대부분의 정규화 파라미터 $\lambda_{m,n}$ 가 $m_{threshold}$ 이하의 낮은 영역으로 사상되어 잡음 제거율을 극대화 하고, 세부영역이 많은 영상의 경우는 영역별 특성에 따라서 경계를 보존하는 동시에 명암도 평탄지역의 잡음을 제거한다.

전체 영상에 필터가 적용되면, 2D 영상으로 디스플레이 하거나 광선추적 방법을 이용하여 3D 볼륨 영상으로 재구성하여 치료 및 진단 목적으로 사용한다.^[10-12]

IV. 실험

본 논문에서는 기존의 R.O.F에 의해 제안된 방법과 NCDF(Nonlinear Complex Diffusion)^[16] 방법, 제안하는 알고리즘을 잡음이 첨가된 영상에 적용하여 성능을 비교하였다. 복원된 영상의 정량적 성능을 비교하기 위하여 PSNR을 사용하였고, 경계영역의 화질 복원 정도를 확인하기 위해 영상의 라인 정보(Line Profile)^[16]를 분

석하였다. 복원된 수백 장의 치과 영상은 광선추적 방법(Ray-Casting method)를 통해서 3차원으로 가시화하여 치아모델의 세부 구조 복원정도를 평가하였다. PSNR은 식 (29)로 정의된다.

$$PSNR = \frac{MAX_I^2}{\frac{1}{MN} \sum_{m=0}^{M-1} \sum_{n=0}^{N-1} (s(m,n) - \hat{s}(m,n))^2} \quad (29)$$

실험에 사용한 프로그램은 Matlab, version, 2007b (Mathworks, Natick, MA, USA), Microsoft Visual Studio 2010 WPF 응용 프로그램, Visualization Toolkit(Kitware, Inc)이다.

실험에는 실제 512×512 의 크기를 갖는 12 비트 CBCT 치아영상에 제안된 필터를 적용하였다.

제안된 알고리즘을 적용하기 위한 파라미터로는 $L^2 = 49, E = 10, k = 12.52, m_{threshold}$ 는 $2.06 \times \sigma_{noise}^2 \left(\frac{L^2 + 1}{L^2 - 1} \right)$ 을 사용하였다.

NCDF방법의 파라미터로는 확산시간 T 를 2.80으로 설정하고, 반복을 위한 벡터의 크기를 0.0625로 설정하여 48번 반복 연산하였을 때 가장 높은 PSNR을 나타냈다.

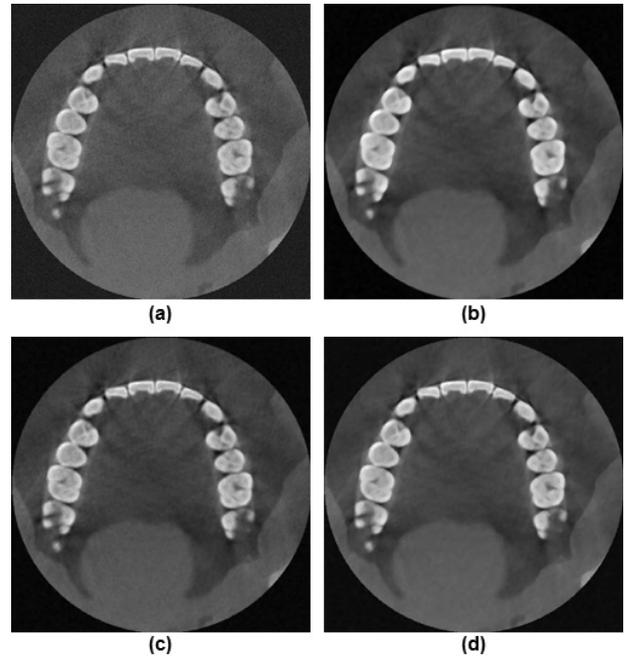


그림 4. 30dB CBCT 치아영상 (a) 잡음이 첨가된 영상 (b) TV 필터 (c) NCDF 필터 (d) 제안된 필터
Fig. 4. 30dB CBCT image (a) Noise image (b) TV Filter (c) NCDF filter (d) proposed filter.

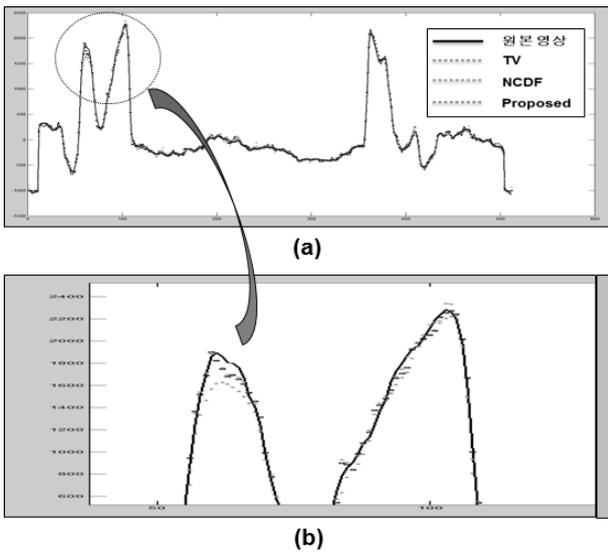


그림 5. CBCT 영상의 라인 정보 비교 (a) 각각의 방법들이 적용된 영상의 라인 정보 (b) 5-(a)를 확대한 라인 정보
 Fig. 5. CBCT dental images line profile (a) The line profile of the result images (b) The line profile enlarging 5-(a)

표 1. 잡음이 첨가된 영상에서 PSNR비교
 Table 1. PSNR comparison of 30dB noise image.

Noise Image (dB)	TV	NCDF	Proposed
25dB CBCT Dental Image	34.99	34.83	36.58
30dB CBCT Dental Image	36.31	37.94	39.49

그림 4는 30dB CBCT 치아영상에 각 알고리즘을 적용하여 얻은 결과 영상을 나타내고 그림 5는 결과영상의 라인정보를 나타낸다. 기존의 총변이 최적화 방법은 잡음을 제거하는 효과는 좋지만 반복 연산을 수행함에 따라 경계영역의 세부정보가 블러링(blurring) 됨을 볼 수 있었다. 비교 군으로 제시된 NCDF방법은 영상의 라인정보(Line Profile)를 보았을 때 경계영역을 가장 잘 복원함을 볼 수 있었다. 본 논문에서 제안된 총변이 최적화 방법은 명암도 평탄지역에서는 기존의 총변이 최적화 방법과 같은 잡음 제거 효과를 보였고, 경계영역에서도 NCDF 방법과 거의 동일한 복원 효과를 보였다. 또한 제안된 방법을 적용한 결과가 기존의 총변이 방법을 적용한 결과보다 PSNR측면에서 약 3dB정도로 개선됨을 확인할 수 있었다.

그림 6은 각 알고리즘을 적용한 결과를 광선추적방법(Ray-Casting Method)를 이용하여 3D 볼륨 영상으로 가시화하고 하악 제일대구치를 확대한 결과를 나타

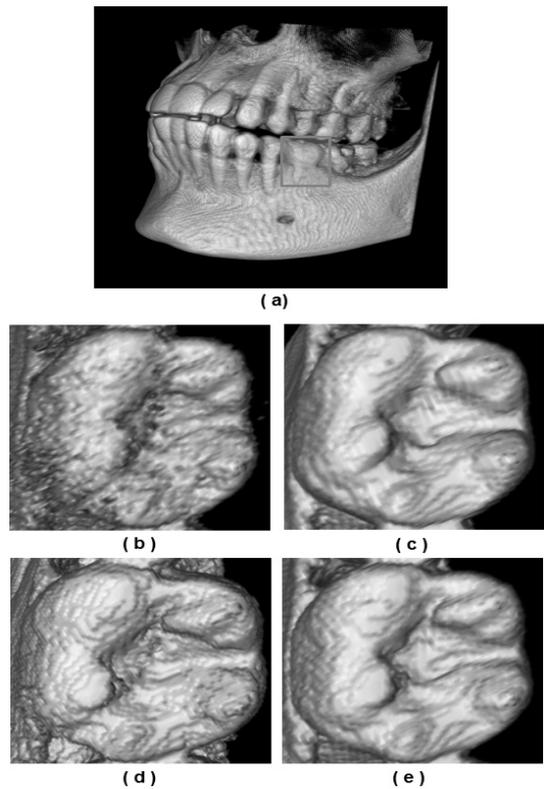


그림 6. 3D 볼륨 치아영상 a) CBCT 치아영상 464장을 이용한 3D 볼륨 영상 b) 30dB 잡음이 첨가된 영상 c) TV필터를 적용한 3D 영상 d) NCDF를 적용한 3D 영상 e) 제안된 필터를 적용한 3D 영상
 Fig. 6. 3D Volume dental image a) 3D Volume image using CBCT dental image 464 slices b) 30dB noisy images c) TV Method d) NCDF Method e) proposed Method

낸다. 기존의 총변이 최적화 알고리즘을 적용한 3D 볼륨 영상은 잡음 제거 효과는 뛰어나지만 치관골절 및 치아경계 및 세부영역의 몽롱화현상이 나타났다. 제안된 알고리즘은 명암도 평탄지역에서는 기존의 알고리즘과 동일한 잡음 제거 효과를 가지는 동시에 경계영역을 더 잘 복원함을 볼 수 있었다. 하지만 사용자가 경험적으로 반복 수행하여 최적의 파라미터를 찾아야 하는 부분은 좀 더 연구되어야 할 부분이다.

V. 결 론

일반적인 영상의 잡음제거를 위한 지역통과필터는 잡음을 제거하는 동시에 경계영역의 몽롱화라는 문제점을 발생시킨다. 이러한 문제를 해결하기 위하여 R.O.F에 의해서 제안된 총변이 최적화 알고리즘은 경계영역

은 비교적 잘 보존하면서 잡음 제거에도 좋은 성능을 보이지만, 잡음 제거를 위한 반복연산을 수행하는 과정에서 발생하는 경계영역의 뭉롱화 현상은 피할 수 없었다. 또한 수 백장의 치아영상에 필터를 적용하는 경우, 모든 영상에 동일한 고정 제어 파라미터를 적용하게 되기 때문에 3D 치아영상의 상세한 정보가 손실되게 되었다.

본 논문에서는 L.Rudin, S Osher, E. Fatemi가 제안한 영상 복원 방법의 제어 파라미터 λ 값을 해당영역의 지역분산에 따라서 가변적으로 설정하여, 영상의 잡음 제거와 동시에 경계영역의 뭉롱화(blurring) 문제점을 해결하고자 하였다. 영상의 지역분산을 이용하여 변환 함수를 결정하고 결정된 변환함수에 따라 적응형 총변이 방법을 적용함으로써 치아영상의 잡음을 제거하고자 하였다. 결론적으로 제안된 알고리즘이 기존의 방법보다 PSNR측면에서 3dB 정도 우수한 성능을 보였으며, 라인 정보를 분석하였을 때 NCDF와 동일한 경계복원 성능을 보였다. 464장의 CBCT 치아영상에 각각의 방법을 적용하여 3차원으로 가시화한 결과에서도 제안된 방법이 잡음제거와 경계보존의 균형을 이루며 가장 잘 복원됨을 확인할 수 있었다.

참 고 문 헌

- [1] Leonid I. Rudin, Stanley Osher and Emad Fatemi "Nonlinear total variation based noise removal algorithms", Physica D, Volume. 60, Issue. 1-4, pp.259-268, Nov 1992.
- [2] Leonid I. Rudin, Stanley Osher and Emad Fatemi, "Total variation based image restoration with free local constraints", Image Processing, 1994. Proceedings. ICIP-94., IEEE International Conference , Volume.1, pp.31-35, 1994.
- [3] R.Acar and C.R. Vogel. "Analysis of total bounded penalty methods for ill-posed problems", Inverse Problem, Volume.10, pp.1217-1229, Dec 1994.
- [4] A.Chambolle and P.L.Lions. "Image recovery via total variational minimization and related problems", Numer.Math., Volume.76, pp.167-188, 1997.
- [5] Tony F. Chan Jianhong(Jackie) Shen, "Image processing and analysis : variational, PDE, wavelet, and stochastic methods", siam , pp.175-191, 2005.
- [6] Jin Jian-Yue, Ren Lei, Liu Qiang. "Combining scatter reduction and correction to improve image quality in cone-beam computed tomography (CBCT)", MEDICAL PHYSICS, Volume. 37, issue 11, pp. 5634-5644, Nov 2010.
- [7] Rafael C. Gonzalez, Richard E. Woods, "Digital Image Processing, 2nd Edition." Prentice Hall, 2002.
- [8] H.C. Andrews and B.R. Hunt , "Digital Image Restoration", Prentice Hall, pp.126-186, 1977.
- [9] Geoff Dougherty, "Digital Image Processing for MEDICAL APPLICATIONS", CAMBRIDGE, 2009.
- [10] A.Kaufman, R.Yagel, D.Cohen, "Volume Graphics", IEEE Computer, Volume 26, Issue 7, pp.51-64, Jul 1993.
- [11]. Will Schroeder, Ken Martin, Bill Lorensen. "The Visualization Toolkit 4th Edition", Kitware, pp. 81-118, 161-481, 2006.
- [12]. Kitwarw, "The VTK User's Guide 11th Edition", Kitware, pp. 119-161, 213-249 , 2010.
- [13] Jeon Yougneun, Eom Minyoung, Choe Yoonsik, "Gaussian Noise Reduction Algorithm using Self-similarity", The Institute of Electronics of Korea, Volume. 44 SP, No.5, pp.1-10, Set 2007.
- [14] Lee,C,K, Lee.W,K, "Fast fractal image block coding based on local variances", IEEE TRANSACTIONS ON MEDICAL IMAGING, volume. 7, Issue. 6, pp.888-891, Jun 1998.
- [15] Law Max W. K, Chung Albert C. S , "Weighted local variance-based edge detection and its application to vascular segmentation in magnetic resonance angiography", IEEE TRANSACTION ON MEDICAL IMAGING ,Volume. 26, Issue. 9, pp.1224-1241, Sep 2007.
- [16] Rui Bernardes, Cristina Maduro, Pedro Serranho, Aderito Araujo, Silvia Barbeiro, and Jose Cunha-Vaz, "Improved adaptive complex diffusion despeckling filter", OPTICS EXPRESS, Volume. 18, Issue. 23, pp.24048-24059, Nov 2010.

저 자 소 개



김 중 혁(학생회원)
 2010년 연세대학교 의용전자공학
 학사 졸업.
 2010년~현재 연세대학교 생체공
 학협동과정 석사 과정.
 <주관심분야 : 의료영상처리, 신
 호처리, 3차원 영상처리>



김 정 채(정회원)
 2006년 경희대학교 동서의료
 공학과 학사 졸업.
 2006년~현재 연세대학교 생체
 공학협동과정 박사 과정.
 <주관심분야 : 생체시스템 모델
 링, 생체계측 시스템>



김 기 덕(정회원)
 1988년 연세대학교 치과대학 치의
 학과 학사 졸업
 1991년 연세대학교 치의학과 석사
 졸업.
 1997년 연세대학교 치의학과 박사
 졸업.

2007년~현재 연세대학교 치과대학 교수
 2006년~현재 연세대학교 치과대학병원 통합진료
 과장
 2006년~현재 연세대학교 치과대학병원 원내생진
 료실장
 <주관심분야 : 치의학 임상교육, 통합치의학, 가
 정치의학, 개인식별, 3차원 영상 및 재구성 영상
 분석, PACS & EMR>



유 선 국(정회원)-교신저자
 1981년 연세대학교 전기공학과
 학사 졸업.
 1985년 연세대학교 전기공학과
 석사 졸업.
 1989년 연세대학교 전기공학과
 박사 졸업.

1995년~현재 연세대학교 의과대학 의학공학교실
 교수
 <주관심분야 : U-health, 의료영상, 스마트 디바
 이스, 생체신호처리 및 패턴인식, 감성공학>