논문 2012-49-12-31

인접전류패턴을 사용한 변형된 방향 대수적 영상복원법

(Modified Directional Algebraic Reconstruction Technique Using Adjacent Current Pattern)

김 지 훈*, 김 찬 용**, 김 경 연***, 최 봉 열****

(Ji Hoon Kim, Chan Yong Kim, Kyung Youn Kim, and Bong Yeol Choi)

요 약

전기 임피던스 단층촬영법(electrical impedance tomography, EIT)에서 관심 대상물 내부 영상을 복원하는 방법 중 하나인 방향 대수적 영상복원법(directional algebraic reconstruction technique, DART)은 삼각함수형태로 설계된 전류패턴을 외부 전극에 인가하고 이로부터 얻어지는 전압과의 상관관계를 이용하여 영상복원 알고리즘의 입력인 각 전극사이의 저항을 유도하게 된다. 이때, 저항유도 시간이 발생하고 이는 DART 알고리즘을 실시간 영상복원에 적용하는데 장애가 되고 있다. 이 논문에서는 저항유도 시간의 문제를 해결하기 위하여 기존에 사용하던 삼각함수형태의 전류패턴대신 인접전류패턴을 사용한 변형된 방향 대수적 영상복원법(modified directional algebraic reconstruction technique, mDART)을 제안한다. 제안한 방법은 주입한 전류와 측정된 전압으로부터 저항을 유도하지 않고 측정전압을 바로 복원 알고리즘의 입력으로 사용하기 때문에 DART의 영상복원시간의 대부분을 차지하는 저항유도 시간을 없앨 수 있을 뿐만 아니라 인접전류패턴을 사용하여 복원영상의 질도 향상시킬 수 있다. 이 논문의 타당성을 입증하기 위하여 모의실험을 수행하였으며 제안한 방법은 기존 방법보다 복원시간의 개선뿐만 아니라 영상오차 관점에서도 성능이 개선됨을 확인하였다.

Abstract

The directional algebraic reconstruction technique (DART) using the trigonometric current pattern is one of the image reconstruction algorithms in electrical impedance tomography (EIT). This method needs to compute resistances between electrode pairs as using relation between the injected currents and measured voltages for the reconstruction of the inner image. The delay time is incurred in this process. Therefore this paper proposes modified directional algebraic reconstruction technique (mDART) using the adjacent current pattern instead of the trigonometric current pattern to solve the delay time for initial resistance values. The proposed method uses measured voltages instead of computed resistances in the reconstruction algorithm. Hence this method can eliminate the delay time because it does not use the resistances. In conclusion, the proposed method improves image quality and image reconstruction time by using the adjacent current pattern. To prove performance of the proposed method, we carried on computer simulation of various cases.

Keywords : electrical impedance tomography, directional algebraic reconstruction technique, adjacent current pattern

Ⅰ. 서 론

전기 임피던스 단층촬영법(electrical impedance tomography, EIT)은 비파괴검사의 일종으로 대상물의 표면에 전극을 부착하고 그 전극을 통해 적절하게 설계된 전류를 인가한다. 여기에서 전압을 측정한 후 이들

* 정회원, ** 학생회원, **** 평생회원, 경북대학교 전자공학부
(School of Electronics Engineering, Kyungpook National University)
*** 정회원, 제주대학교 전자공학과
(Department of Electronic Engineering, Jeju National University)
접수일자: 2012년8월10일, 수정완료일: 2012년11월26일

측정값을 바탕으로 복원 알고리즘을 이용하여 대상물 내부의 저항률(resistivity) 또는 도전율(conductivity) 분포를 영상화하는 기술이다. EIT는 다른 단층촬영법에 비하여 하드웨어 비용이 저렴하고 순간 해상도가 비교적 뛰어나며 인체에 대한 생체 임피던스 정보를 얻을 수 있는 등의 장점 때문에 화공학, 지질학, 재료공학 및 의공학 분야 등에서 모니터링 도구로 주목받고 있으며 앞으로 이용범위가 확대 될 것으로 사료된다[1~2].

EIT 시스템은 크게 하드웨어부와 영상복원부의 두 부분으로 나눌 수 있다. 하드웨어부에서는 적절한 전류를 생성하여 관심 대상물 표면에 있는 전극을 통해 인가시키고 그 전극에 유기되는 전압을 측정하며, 영상복원부에서는 인가한 전류와 측정된 전압데이터로부터 복원 알고리즘을 이용하여 대상물 내부의 저항률 분포를 추정하게 된다. 일반적으로 EIT에서 영상복원은 비선형성과 부정치성(ill-posedness) 등으로 인해 상당히 어려운 역문제(inverse problem)를 해결해야 한다. 이러한 문제점을 해결하기 위해, 그동안 다양한 방법이 제시되었다. 예를 들면, 역투영(back projection) 방법, 뉴턴-랩슨(Newton-Raphson) 방법, 칼만필터(Kalman filter) 방법, 방향 대수적 영상복원(directional algebraic reconstruction technique, DART) 방법 및 랜드웨버(Landweber) 방법 등이 있다[3~7].

EIT의 주된 관심사 중 하나는 정밀한 영상을 짧은 시간에 얻는 것이다. 최근 제안된 DART 방법은 전류・전압데이터로부터 유도한 각 전극사이의 저항과 가중행렬(weighting matrix)을 이용한 복원방법으로, 적절한 선형화 기법에 의해 구해진 시스템 행렬로 인해 복원시간은 단축하면서도 복원영상의 질은 향상 시킬 수 있었다[6]. 그러나 삼각함수(trigonometric function) 전류패턴을 사용하기 때문에 각 전극 사이의 저항을 유도하는데 수 초 정도의 시간이 요구되어 실시간 영상복원에 장애가 되고 있다. 이후 저항값 유도 시간을 줄이기 위한 연구가 있었으나, 잡음데이터에 의한 영상의 질적 저하와 큰 사이즈의 행렬 연산 등의 계산 부하로 인해 실시간 영상복원에는 여전히 어려움을 가지고 있다[8].

따라서 이를 개선하기 위하여 이 논문에서는 인접(adjacent) 전류패턴을 이용한 변형된 DART(mDART) 알고리즘을 제안한다. 여기서 전류패턴의 변경으로 인해 관심 대상물 내부의 경로(path)와 이에 따른 가중행렬을 새롭게 정의하였다. 제안한 mDART 알고리즘은 외부 전극에서 측정된 전압을 바로 복원 알고리즘의 입력으로 사용하기 때문에 삼각함수 전류패턴을 이용한 기존의 DART(cDART)에서 복원시간의 대부분을 차지하던 저항계산 시간을 없앨 뿐만 아니라 복원영상의 질도 개선할 수 있다. 몇 가지 모의실험을 통해 제안한 알고리즘의 성능을 평가하였다.

Ⅱ. EIT 문제와 전류패턴

1. EIT 문제

일반적으로 EIT 문제는 정문제(forward problem)와 역문제로 구분되며, 정문제는 내부의 저항률 분포와 전극들을 통해 주입하는 전류를 알고 있는 경우에 전극에 유기되는 전압을 계산하는 과정이다. 이는 맥스웰 방정식으로부터 유도되는 노이만(Neumann) 형의 경계조건을 갖는 라플라스(Laplace) 방정식으로 기술된다. 이 논문에서는 완전전극모델(complete electrode model)을 위한 노이만 형의 경계조건을 갖는 다음과 같은 지배방정식을 고려한다[9].

$$\nabla \cdot \frac{1}{\rho}\nabla u = 0 \quad \text{in } \Omega \tag{1}$$

$$u + z_\ell \frac{1}{\rho}\frac{\partial u}{\partial \nu} = U_\ell \quad \text{on } e_\ell,\ \ell = 1,2,\cdots,L \tag{2}$$

$$\int_{e_\ell} \frac{1}{\rho}\frac{\partial u}{\partial \nu} dS = I_\ell \quad \text{on } e_\ell,\ \ell = 1,2,\cdots,L \tag{3}$$

$$\frac{1}{\rho}\frac{\partial u}{\partial \nu} = 0 \quad \text{on } \partial\Omega \setminus \bigcup_{\ell=1}^{L} e_\ell \tag{4}$$

여기서 Ω와 $\partial\Omega$는 각각 관심 대상물의 내부 영역과 경계면을 나타내고, ρ는 저항률 분포, u는 전기 포텐셜(potential), e_ℓ은 ℓ번째 전극, z_ℓ은 ℓ번째 전극과 표면 사이의 접촉저항(contact impedance), I_ℓ과 U_ℓ은 각각 ℓ번째 전극을 통해 주입된 전류와 측정된 전압, ν는 단위 법선벡터, L은 전극의 수이다.

2. 전류패턴

EIT의 목적은 관심 대상물 외부에서 전기신호의 입・출력 관계를 통해 대상물 내부의 저항률 분포를 영상화 하는 것이다. 이를 위하여, 경계면의 전극을 통해

적절하게 설계된 전류를 인가한다. 전류의 인가방법은 인접(adjacent), 대면(opposite), 기준(reference) 및 삼각(trigonometric)함수 방법 등이 있다.

EIT에서 많이 사용되는 삼각함수방법은 원하는 전류분포를 얻기 위해 동시에 모든 전극을 통해 적절한 크기의 전류를 주입하되 각각의 전극에 상이한 전류를 입력하여 전체적으로 전류의 세기 분포를 삼각함수 꼴로 만드는 것으로 다음과 같이 정의된다.

$$I_\ell^k = \begin{cases} \cos k\theta_\ell & 1 \leqq \ell \leqq L,\ 1 \leqq k \leqq \dfrac{L}{2} \\ \sin\left(k-\dfrac{L}{2}\right)\theta_\ell & 1 \leqq \ell \leqq L,\ \dfrac{L}{2} < k \leqq L-1 \end{cases} \tag{5}$$

여기서 $\theta_\ell = 2\pi\ell/L$이고 k는 전류패턴의 번호이다. L 전극 시스템에서 입력 전류패턴의 수는 $(L-1)$이고 각 패턴에 대하여 각 전극에서 L개의 전압데이터가 측정된다. 그리고 전류·전압데이터로부터 얻을 수 있는 독립된 데이터의 수는 $N = L(L-1)/2$ 이다[10].

인접방법(인접전류패턴)은 이웃하는 두 전극을 통해 전류를 주입하고 전류를 주입하지 않는 다른 모든 이웃하는 전극사이의 차이전압데이터를 측정한다. 이 방법은 주입 전류의 대부분이 대상물의 경계 근처를 통하여 흐르므로 경계면 근처에서의 저항률 변화에 민감한 특징을 가진다. 그리고 이 방법은 측정잡음이 존재할 때, 다른 전류패턴에 비해 평균자승복원오차(mean squared reconstruction error)가 작은 장점이 있다[11]. 따라서 인접방법은 측정오차에 민감한 EIT 문제에 적합한 전류패턴이라 할 수 있다.

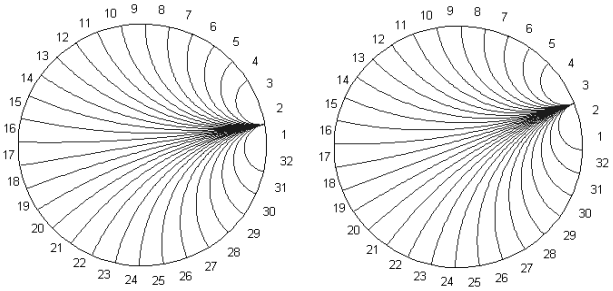
$$I_1 = (1, -1, 0, \cdots, 0)^T \tag{6}$$

$$I_2 = (0, 1, -1, 0, \cdots, 0)^T$$

$$\vdots$$

$$I_L = (-1, 0, \cdots, 0, 1)^T$$

여기서 $I_\ell \in R^{L\times 1}$, $\ell = 1, 2, \cdots, L$이다. L전극 시스템에서 입력 전류패턴의 수는 L이고 각 패턴에 대하여 $(L-3)$개의 차이전압데이터가 측정되고 얻을 수 있는 독립된 데이터의 수는 $N = L(L-3)/2$ 이다[12]. 예를 들어, 32전극($L = 32$) 시스템에 대하여 삼각함수방법을 사용하면 $32\times 31 = 992$개의 전압이 측정되며, 이로부터 얻는 독립된 데이터의 수는 496개이다. 인접전류패턴에서는 $32\times 29 = 928$개의 차이전압이 측정되며, 독립된 전압데이터의 수는 464개이다.



(a) (b)

그림 1. 근사등전위선 (a) 첫 번째 인접전류패턴에서의 등전위선 (b) 두 번째 인접전류패턴에서의 등전위선

Fig. 1. Approximated equipotential lines: (a) equipotential lines in 1st adjacent current pattern and (b) equipotential lines in 2nd adjacent current pattern.

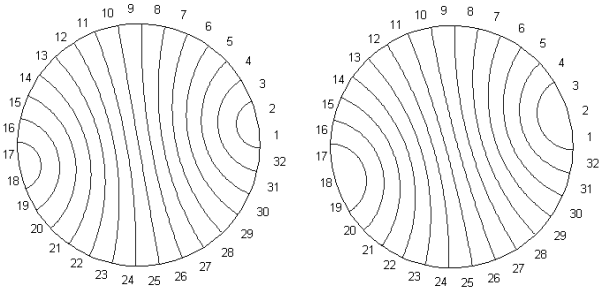
Ⅲ. 근사화된 등전위선과 변형된 가중행렬

1. 근사화된 등전위선

제안하는 알고리즘에서는 관심 대상물 내부의 저항률분포가 동질(homogeneous)이고 인접전류패턴을 사용하는 경우에 대하여 관심영역 내부의 근사화된 등전위선(approximated equipotential line, AEPL)을 정의하여 내부 경로로 사용한다. 그림 1은 동질인 내부 저항률분포에 대한 첫 번째와 두 번째 인접전류패턴에서의 근사적인 등전위선을 나타낸 것으로 관심영역 내부의 선은 앞에서 정의한 AEPL이다. 여기서 AEPL은 원의 일부로 근사화하였고 전류주입 전극사이의 중점에서 시작하여 다른 인접하는 전극사이의 중점에서 끝난다. 이 선은 각 전극 사이를 경로로 사용하는 기존의 포트 저항률선과는 다른 새로운 경로이며, 전류주입 전극과 관련된 등전위선은 고려하지 않는다. 따라서 32개의 전극에 대하여 464개의 독립된 AEPL을 얻을 수 있다.

각 AEPL에 대응되는 값은 정규화한 차이전압의 저항률 ρ^{dV}로 다음과 같이 정의한다.

$$\rho^{dV} = \frac{dV}{dV_h} \times \rho_b \tag{7}$$



(a) (b)

그림 2. 근사화된 등전위선의 그룹화
(a) 첫 번째 방향 (b) 두 번째 방향
Fig. 2. Grouping of approximated equipotential lines:
(a) 1st direction and (b) 2nd direction.

여기서 dV_h와 dV는 각각 내부 저항률분포가 동질일 때와 비동질일 때에 측정된 차이전압이고, ρ_b는 배경의 저항률이다.

근사화된 AEPL로부터 내부 저항률과의 관계를 고려하기 위해 서로 겹치지 않는 AEPL끼리 그룹화하면 그림 2와 같다. $L=32$인 시스템인 경우에, 한 방향에서의 AEPL의 수 N_d는 다음과 같다.

$$N_d = \begin{cases} 15, & \text{if } 1,3,\cdots,31^{\text{st}} \text{ direction} \\ 14, & \text{if } 2,4,\cdots,32^{\text{nd}} \text{ direction} \end{cases} \quad (8)$$

여기서 각 그룹은 16개씩의 방향으로 나누어지며 방향의 전체 수는 32로 전극의 수와 같다.

2. 변형된 가중행렬

앞 절에서 정의한 방향별 AEPL과 대응하는 ρ^{dV}로부터, 내삽(interpolation)을 이용하여 AEPL과 메시(mesh) 사이의 변형된 가중행렬을 유도할 수 있다.

가중행렬 W_k는 k번째 방향에서 두 이웃하는 AEPL L_j, L_{j+1}과 두 AEPL 사이에 위치한 i번째 메시의 무게중심 사이의 가중요소(weighting factor)로 다음과 같이 정의한다.

$$W_k(i,j) = \frac{d_2}{d_1+d_2}, \quad W_k(i,j+1) = \frac{d_1}{d_1+d_2} \quad (9)$$

$$i=1,2,\cdots,M, \; j=1,2,\cdots,N_d, \; k=1,2,\cdots,L$$

여기서 M은 메시의 수이고, d_1과 d_2는 각각 이웃하는 AEPL L_j, L_{j+1}과 i번째 메시 중심과의 거리이다. 만약 $d_1=0$이면, $W_k(i,j)$와 $W_k(i,j+1)$은 각각 1과 0이다. 그리고 메시가 AEPL L_1과 L_{N_d}의 바깥(경계)쪽에 위치할 경우, 가중행렬의 요소는 1로 한다.

3. 변형된 방향 대수적 영상복원법

mDART 알고리즘은 다음과 같이 정의된다.

$$\rho_i = \rho_{i-1} + W_i(\rho_i^{dV} - W_i^T\rho_{i-1}) \quad (10)$$

여기서 $i=1,2,\cdots,L$이고, $\rho_i \in R^{M\times 1}$은 내부 저항률 벡터이고, $\rho_i^{dV} \in R^{N_d\times 1}$은 i번째 방향에서 정규화된 차이전압의 저항률 벡터이고, M은 메시의 수이고, N_d는 $(L/2-1)$ 혹은 $(L/2-2)$이고, W_i는 i번째 방향에 대한 가중행렬이고 T는 전치(transpose)이다. 그리고 초기값 벡터 ρ_0는 영벡터(zero vector)를 사용한다. 이 알고리즘은 L개의 방향에 대한 업데이트가 모두 수행된 후에 1회 반복(iteration)이 완료된다[6].

Ⅳ. 모의실험

제안한 알고리즘의 영상복원 성능을 검증하기 위해 모의실험을 수행하였으며, 그 결과를 몇 가지 측면에서 cDART 알고리즘과 비교·분석하였다.

그림 3은 모의실험에 사용하는 유한요소법(finite element method, FEM) 메시로, 관심 대상물은 반지름이 4㎝인 원이고 3104개의 삼각형 요소($M=3104$)와 32개의 전극($L=32$)을 가지고 있다. 그림 3에서 경계부분에 있는 검정색 부분은 전극을 나타낸다. 이 논문

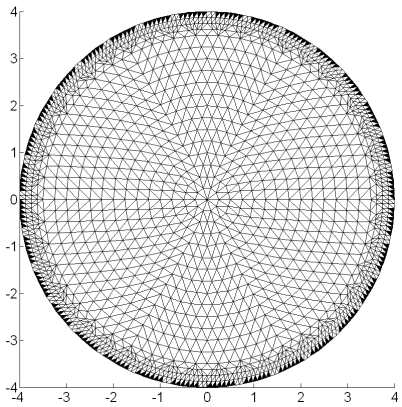


그림 3. 유한요소법 메시
Fig. 3. Finite element method mesh.

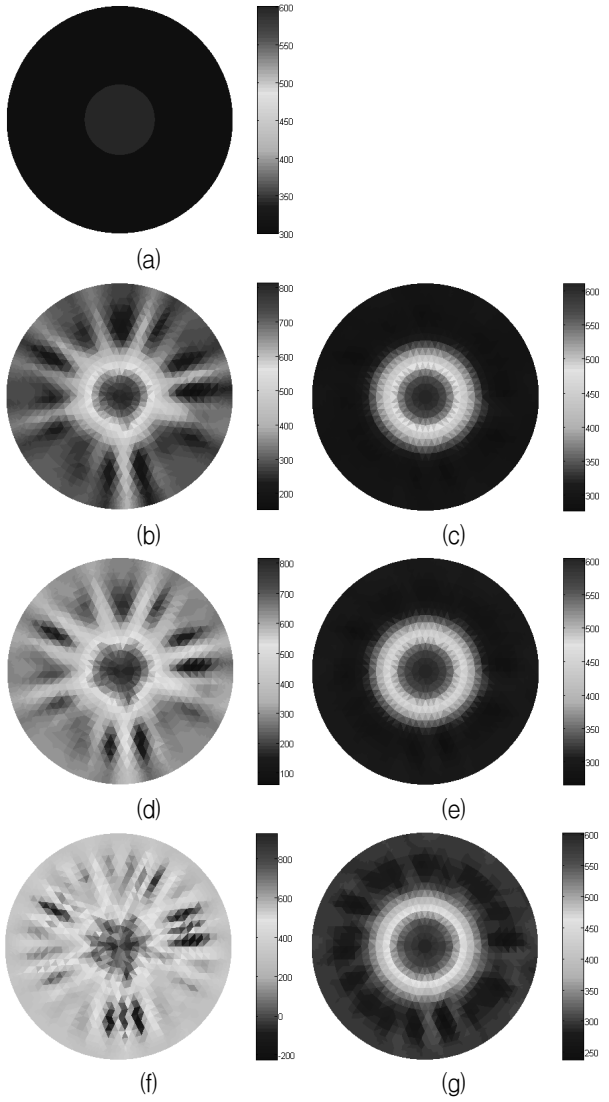


그림 4. 경우1에 대한 복원 영상 (a) 원래영상 (b) cDART 방법으로 1번 반복한 영상 (c) mDART 방법으로 1번 반복한 영상 (d) cDART 방법으로 2번 반복한 영상 (e) mDART 방법으로 2번 반복한 영상 (f) cDART 방법으로 10번 반복한 영상 (g) mDART 방법으로 10번 반복한 영상

Fig. 4. Reconstructed images in case1: (a) true image, (b) image in 1st iteration by cDART, (c) image in 1st iteration by mDART, (d) image in 2nd iteration by cDART, (e) image in 2nd iteration by mDART, (f) image in 10th iteration by cDART and (g) image in 10th iteration by mDART.

에서는 전압데이터를 얻기 위해 인접전류패턴을 사용하였으며, 32개의 전극을 가지는 시스템에서 얻을 수 있는 독립된 전압데이터의 수는 464개이다.

제안한 방법의 성능을 평가하기 위하여 두 가지의 경우에 대하여 고려하였다. 그림 4(a)와 5(a)는 모의실험에 사용되는 원래영상으로 각각 관심 대상물의 중앙에 표적이 한 개 존재하는 경우와 표적이 두 개 존재하는 경우이다. 배경과 표적의 저항률은 각각 300Ωm와 600Ωm로 가정하였다.

이 모의실험에서 복원 알고리즘의 초기값 벡터 ρ_0는 영벡터를 사용하였으며, 전압데이터는 1%의 상대 잡음이 포함된 데이터를 사용하였다. 그리고 이 모의실험은 Intel® Core 2 Duo processor(E6750 @2.66GHz CPU와 2Gbyte RAM)를 가진 PC에서 Mathwork 사의 수치해석 프로그램인 Matlab 6.5 버전을 이용하여 수행하였다.

1. 복원영상 비교

그림 4는 첫 번째 경우에 대한 원래영상과 cDART 및 mDART 방법으로 얻은 복원영상이다. 그림 4(a)는 대상물의 중앙에 원형의 표적이 한 개 존재하는 원래영상이고, 그림 4(b), 4(d) 및 4(f)는 cDART 방법에 의해서 각각 1번, 2번 및 10번 반복한 후의 복원영상이며, 그림 4(c), 4(e) 및 4(g)는 mDART 방법에 의해서 각각 1번, 2번 및 10번 반복한 후에 얻어진 복원영상이다.

그림 4의 복원영상에서, cDART와 mDART 방법 모두에서 중앙에 표적이 하나 있음을 알 수 있다. 그러나 잡음의 영향으로 방사형의 선들이 존재하는 것처럼 보이는 cDART에 비해 배경과 표적이 비교적 균질한 mDART의 복원성능이 나음을 확인할 수 있다. 그리고 추정된 표적의 저항률 값을 비교하면, cDART 방법보다 mDART 방법이 더 원래 값에 가까움을 알 수 있다. 또한 mDART 방법은 1번 반복에서 수렴하여 거의 변화가 없으나, cDART 방법에서는 반복이 많아질수록 잡음의 영향으로 복원영상이 나빠짐을 알 수 있다. 이는 cDART 방법의 초기 저항값 유도과정에 있는 역수계산이 잡음의 영향을 받기 때문이다.

그림 5는 두 번째 경우에 대한 원래영상과 cDART 및 mDART 방법으로 얻은 복원영상이다. 그림 5(a)는 대상물의 경계에 원형의 표적이 두 개 존재하는 원래영상이고, 그림 5(b), 5(d) 및 5(f)는 cDART 방법에 의해서 각각 1번, 2번 및 10번 반복한 후의 복원영상이며, 그림 5(c), 5(e) 및 5(g)는 mDART 방법에 의해서 각각 1번, 2번 및 10번 반복한 후에 얻어진 복원영상이다.

그림 5의 복원영상에서, cDART와 mDART 방법 모두에서 두 개의 표적이 경계면 부근에 있음을 알 수 있다. 첫 번째 경우와 마찬가지로 두 번째 경우에서도

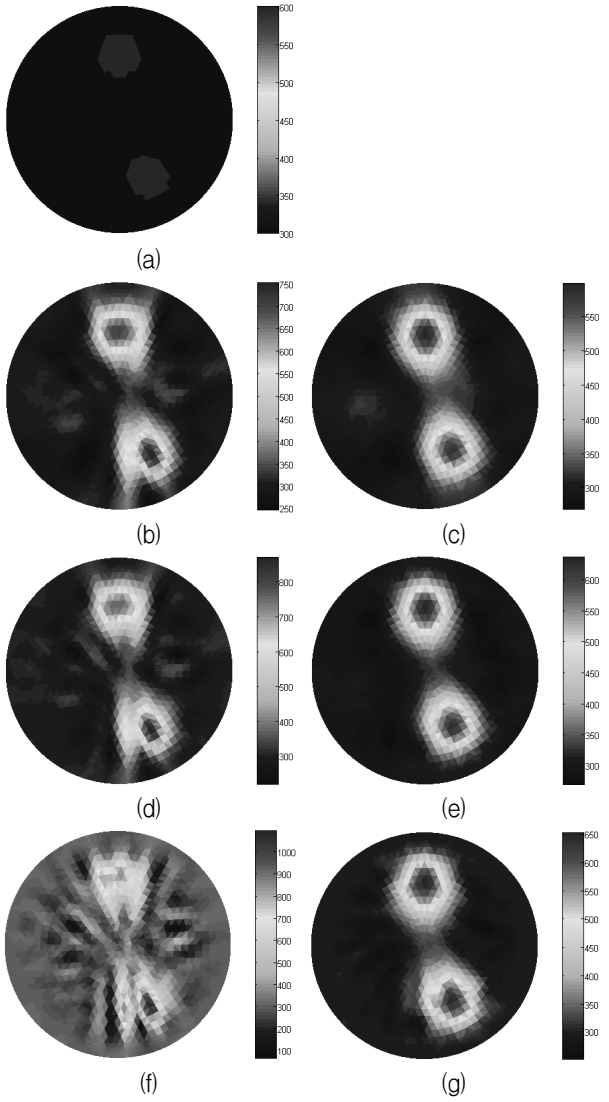


그림 5. 경우2에 대한 복원 영상 (a) 원래영상 (b) cDART 방법으로 1번 반복한 영상 (c) mDART 방법으로 1번 반복한 영상 (d) cDART 방법으로 2번 반복한 영상 (e) mDART 방법으로 2번 반복한 영상 (f) cDART 방법으로 10번 반복한 영상 (g) mDART 방법으로 10번 반복한 영상

Fig. 5. Reconstructed images in case2: (a) true image, (b) image in 1st iteration by cDART, (c) image in 1st iteration by mDART, (d) image in 2nd iteration by cDART, (e) image in 2nd iteration by mDART, (f) image in 10th iteration by cDART and (g) image in 10th iteration by mDART.

cDART에 의한 복원영상은 잡음에 의해 배경이 균질하지 못하지만 mDART에 의한 복원영상은 배경과 표적이 비교적 균질한 것을 확인할 수 있다. 그리고 반복이 많아질수록, cDART 방법은 잡음의 영향으로 복원영상의 질이 나빠지나, mDART 방법은 1번 반복에서 거의

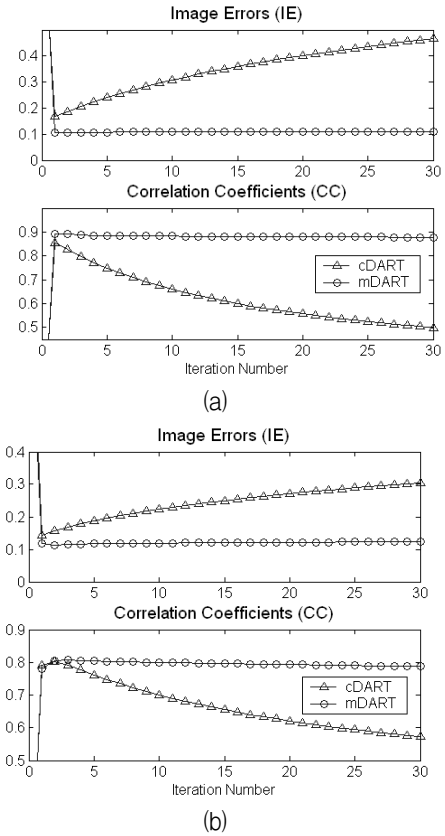


그림 6. 영상오차와 상관관계 (a) 경우1 (b) 경우2

Fig. 6. Image errors and correlation coefficients: (a) case1 and (b) case2.

수렴하여 복원영상에 큰 변화가 없음을 알 수 있다.

2. 영상오차와 상관관계 비교

제안한 방법의 영상복원성능을 정량적으로 평가하기 위해 영상오차(image error, IE)와 상관관계(correlation coefficient, CC)를 다음과 같이 정의하여 성능지수로 사용하였다.

$$IE \equiv \frac{\|\hat{\rho}-\rho\|}{\|\rho\|} \tag{11}$$

$$CC \equiv \frac{\sum_{i=1}^{M}(\hat{\rho}_i-\bar{\hat{\rho}})(\rho_i-\bar{\rho})}{\sqrt{\sum_{i=1}^{M}(\hat{\rho}_i-\bar{\hat{\rho}})^2\sum_{i=1}^{M}(\rho_i-\bar{\rho})^2}} \tag{12}$$

여기서 $\hat{\rho}$과 ρ는 각각 복원된 영상과 원래 영상의 저항률 벡터이고, $\bar{\hat{\rho}}$와 $\bar{\rho}$는 각각 $\hat{\rho}$과 ρ의 평균값이다. IE와

*CC*의 초기값은 각각 1과 0이고, *IE*는 0에 가까울수록 그리고 *CC*는 1에 가까울수록 더 좋은 성능을 나타낸다.

그림 6은 두 가지 경우에 대해 cDART와 mDART 방법을 이용하여 복원한 영상에 대한 *IE*와 *CC*를 나타낸다. 그림 6을 통해, 제안한 방법이 cDART보다 *IE*와 *CC*의 측면에서 더 나은 복원성능을 나타냄을 알 수 있다. 이는 복원영상의 비교에서 확인한 바와 같이 mDART 방법의 복원된 저항률 값이 원래영상에 더 가깝고, 잡음의 영향으로 cDART에 의한 결과는 반복의 횟수가 증가 할수록 발산하기 때문이다. 그림 6의 경우 1과 경우2에서, cDART와 mDART 알고리즘 모두 첫 번째 반복에서 거의 수렴하는 것을 알 수 있는데, 이것으로부터 DART 알고리즘의 특징인 빠른 초기 수렴성능을 확인할 수 있다. 특히, cDART 방법은 그림 6에서와 같이 잡음이 있는 경우뿐만 아니라 잡음이 없는 데이터에 대해서도 반수렴(semi-convergence) 특성을 나타내는 경우도 있다.

3. 복원시간 비교

마지막으로 cDART와 mDART 방법의 영상복원 시간에 대해 비교한다. 표 1에서 cDART 방법은 전류·전압데이터로부터 각 전극사이의 저항을 유도하는 초기 계산 시간이 2.266초가 걸리고 유도한 저항으로부터 한 번 반복에서의 복원영상을 얻는데 0.032초가 걸린다. 이에 비해, mDART는 측정된 전압데이터를 알고리즘의 입력으로 바로 사용하기 때문에 초기 계산 시간이 불필요하며 한 번 반복에서의 복원영상을 얻는데 걸리는 총 복원시간은 0.031초이다. 제안한 방법은 저항유도 과정 없이 측정된 전압으로부터 바로 영상복원이 가능하므로 cDART에 비해 영상복원시간을 현저히 줄일 수 있다. mDART는 빠른 초기 수렴성능을 가지므로, 한 번 반복에서의 복원영상으로 실시간 복원에 적용할 수 있다.

표 1. 복원시간 (단위: 초)
Table 1. Reconstruction time. (unit: sec.)

	저항 계산 시간	반복 시간 (반복 당)	총 복원시간 (1회 반복)
cDART	2.266	0.032	2.298
mDART	0.000	0.031	0.031

V. 결 론

EIT 영상복원 기술은 기존의 X-ray CT(computed tomography) 및 MRI(magnetic resonance imaging) 보다 저렴한 하드웨어 비용과 상대적으로 우수한 순간 해상도(temporal resolution) 및 인체에 대한 생체 임피던스 정보를 얻을 수 있는 등의 장점을 가지고 있다. 또한 cDART는 알고리즘 측면에서 상대적으로 우수한 영상 정밀도와 빠른 영상복원시간을 가지고 있다. 그러나 삼각함수 전류패턴을 사용하는 cDART 알고리즘은 각 전극사이의 저항유도 시간이 요구되므로 실시간 영상복원을 위하여 해결해야할 문제점으로 남아 있다.

이 논문에서는 cDART에서 사용하던 삼각함수 전류패턴 대신 인접전류패턴을 사용한다. 이 인접방법은 주입되는 대부분의 전류가 대상물의 경계 근처를 통하여 흐르므로 경계면 근처에서의 저항률 변화에 대한 민감도가 높은 특징을 가진다. 또한 이 방법은 측정잡음이 존재하는 상태에서 다른 전류입력패턴에 비해 평균자승 복원오차가 작은 장점을 가진다[11]. 이는 측정오차에 민감한 EIT 문제에 적합한 전류입력패턴이라 할 수 있다.

따라서 이 논문에서 우리는 인접전류패턴을 사용한 mDART 알고리즘을 제안하였으며, 이는 인접전류패턴에 의해 측정된 전압을 가공하는 과정 없이 바로 복원알고리즘의 입력으로 사용할 수 있었다. 그래서 전류·전압데이터로부터 각 전극사이의 전압을 유도하던 cDART에 비해 영상복원시간을 현저히 줄일 수 있었다. 제안한 방법의 성능을 확인하기 위하여 컴퓨터 모의실험을 수행하였으며, cDART 알고리즘과 복원된 영상과 영상오차 및 복원시간을 비교하였다. 그 결과, 제안한 방법은 복원영상의 정성적이고 정량적인 측면에서 cDART 알고리즘보다 향상된 성능을 보였다. 그리고 영상복원 시간의 측면에서도 저항유도 시간이 필요하지 않으므로 단지 0.031초에 한 번 반복에서의 영상을 얻을 수 있었다. 빠른 초기 수렴속도를 가지는 DART 알고리즘의 특성을 고려할 때, 제안한 방법은 첫 번째 반복에서의 복원영상으로 실시간 영상복원에 적용할 수 있을 것으로 사료된다.

참 고 문 헌

[1] J. G. Webster, *Electrical Impedance Tomography*,

Bristol, U.K. Adam Hilger, 1990.
[2] D. S. Holder, *Electrical Impedance Tomography: Methods, History and Applications*, IOP Publishing Ltd, 2004.
[3] D. C. Barber and B. H. Brown, "Applied potential tomography," *J. Phys. E: Sci. Instrum.*, vol. 17, pp. 723-733, 1984.
[4] T. J. Yorkey, J. G. Webster, and W. J. Tompkins, "Comparing Reconstruction Algorithms for Electrical Impedance Tomography," *IEEE Trans. Biomed. Eng.*, vol. BME-34, no. 11, pp. 843-852, 1987.
[5] 김경연, 김봉석, 강숙인, 김민찬, 이정훈, 이윤준, "조정 확장 칼만 필터를 이용한 동적 전기 임피던스 단층촬영법," 전자공학회논문지, 제38권 SC편, 제5호, 23-32쪽, 2001년 9월
[6] J. H. Kim, B. Y. Choi, U. Z. Ijaz, B. S. Kim, S. Kim, and K. Y. Kim, "Directional Algebraic Reconstruction Technique for Electrical Impedance Tomography," *J. Korean Phys. Soc.*, vol.54, no.4, pp.1439-1447, 2009.
[7] 김봉석, 김지훈, 김신, 김경연, "전기 임피던스 단층촬영법에서 수정된 반복 Landweber 방법을 이용한 영상 복원," 전자공학회논문지, 제49권 SC편, 제4호, 36-44쪽, 2012년 7월
[8] 김지훈, 김찬용, 최봉열, "전기 임피던스 단층촬영법에서 전극 사이의 저항값의 유도", 대한전자공학회 하계종합학술대회, 제34권, 제1호, 791-794쪽, 제주, 대한민국, 2011년 6월
[9] E. Somersalo, M. Cheney, D. Isaacson, "Existence and uniqueness for electrode models for electric current computed tomography," *SIAM J. Appl. Math.*, vol. 52, no. 4, pp. 1023-1040, August 1992.
[10] V. Kolehmainen, M. Vauhkonen, P.A. Karjalainen, and J.P. Kaipio, "Assessment of errors in static electrical impedance tomography with adjacent and trigonometric current patterns," *Physiol. Meas.*, vol. 18, pp. 289-303, 1997.
[11] T. F. Schuessler and J. H. Bates, "Current patterns and electrode types for single-source electrical impedance tomography of the thorax," *Ann. Biomed. Eng.*, vol. 26, pp. 253-259, 1998.
[12] B. H. Brown and A. D. Seagar, "The Sheffield data collection system," *Clin. Phys. Physiol. Meas.*, vol. 8, Suppl. A, pp. 91-97, 1987.

저 자 소 개

김 지 훈(정회원)

2000년 금오공과대학교 전자제어 공학과 학사 졸업.
2002년 경북대학교 전자공학과 석사 졸업.
2007년 경북대학교 전자공학과 박사 졸업.
2011년～현재 경북대학교 전자공학부 박사후연구원
<주관심분야 : inverse problem, electrical tomography, 추정이론, 영상처리>

김 경 연(정회원)

1983년 경북대학교 전자공학과 학사 졸업.
1986년 경북대학교 전자공학과 석사 졸업.
1990년 경북대학교 전자공학과 박사 졸업.
1994년～1995년 Univ. of Maryland 박사후연구원.
1990년～현재 제주대학교 전자공학과 교수.
<주관심분야 : inverse problem, electrical tomography, 추정이론>

김 찬 용(학생회원)

2003년 경북대학교 전자공학과 석사 졸업.
2011년 경북대학교 전자공학과 박사 수료.
2004년～2007년 한국기계연구원 (KIMM) 재직.
<주관심분야 : 신호처리, 영상처리, electrical tomography, Kalman filter>

최 봉 열(평생회원)-교신저자

1983년 경북대학교 전자공학과 학사 졸업.
1985년 한국과학기술원 전기 및 전자공학과 석사 졸업.
1993년 한국과학기술원 전기 및 전자공학과 박사 졸업.
1990년～현재 경북대학교 전자공학부 교수.
<주관심분야 : 신호처리, 영상처리, electrical tomography, 추정이론>