

동적 전기 임피던스 단층촬영법에서 전류주입방법에 따른 영상복원 성능 분석

김 봉 석* · 김 경 연**

Performance Analysis of Image Reconstruction in Dynamic EIT According to the Current Injection Methods

Bong-Seok Kim* · Kyung-Youn Kim**

ABSTRACT

Electrical impedance tomography(EIT) is a relatively new imaging modality in which the resistivity distribution of an unknown object is estimated based on the known sets of injected currents and measured voltages on the surface of the object. In this paper, image reconstruction performance in dynamic EIT is analyzed according to the injected current patterns. In dynamic, the inverse problem is formulated as dynamic equation which consists of the state and the observation equations, and the unknown state (resistivity) is estimated recursively with the aid of the extended Kalman filter(EKF). In doing so, the generalized Tikhonov regularization technique is employed to mitigate the ill-posedness characteristics of the inverse problem.

Key words : Dynamical electrical impedance tomography, extended Kalman filter, current injection method

1. 서 론

전기 임피던스 단층촬영법(Electrical Impedance Tomography; EIT)은 시스템 구현 시에 하드웨어

비용이 비교적 저렴하고, 비파괴적(nondestructive)인 방법으로 측정 대상물에 대한 임피던스 추정이 가능하므로 화공학, 지질학 및 재료공학 등에서 모니터링 도구로 주목받고 있다. 특히, X-ray 및 MRI 단층촬영법에 비해 아직 복원된 영상의 공간 해상도는 떨어지지만, 순간 해상도가 뛰어나고 인체에 대한 안정성이 보장됨은 물론 임피던스 특성 파악이 가능하므로 의공학 분야의 보조장비로 사용되고 있으며, 앞으로 그 이용범위가 확대될 것으로 사료된다[1-4].

EIT의 영상복원(image reconstruction) 과정은 크게 다음 두 가지 계산과정으로 구성된다. 첫 번째 과

* 제주대학교 대학원, 전기전자공학과
Dept. of Electrical & Electronic Eng., Graduate School, Cheju Nat'l Univ.
** 제주대학교 전기전자공학부, 첨단기술연구소
Faculty of Electrical & Electronic Eng., Cheju Nat'l Univ., Res. Inst. of Adv. Tech.

정에서는 대상물체의 경계면에 여러 개의 전극을 통하여 전류를 주입하고 저항률(resistivity)의 함수로써 경계면에 유기되는 전압을 구하며, 이를 정문제(forward problem)라고 한다. 이는 Neumann형의 경계조건을 갖는 비선형 Laplace 방정식으로 기술된다. 두 번째 과정에서는 역으로 경계면에 유기된 전압값으로부터 내부의 저항률 분포를 추정하여 표적의 영상을 복원하는데, 이를 역문제(inverse problem)라고 한다. EIT에서는 표적의 초기 저항률 값을 가정하여 정문제와 역문제의 반복 연산을 통하여 이를 개선하고, 계산된 경계면의 전압값이 대상물체의 실제 경계면의 전압값에 허용오차 범위 내에 수렴할 때의 저항률 값으로 최종 영상을 복원한다.

그러나, EIT에 있어서 역문제에 대한 해는 역문제의 부정치성(ill-posedness) 특성 때문에 종종 만족스럽지 못한 결과를 초래한다. 이는 실제 EIT의 영상 복원시 비선형 측정함수의 선형화에 따른 모델링 오차, 측정전압에 포함된 잡음 등의 외란이 복원영상에 큰 영향을 줄 수 있음을 의미한다. 이러한 역문제의 부정치성 문제를 해결하기 위해 다양한 조정(regularization)기법을 제시해 왔으며, 아직도 계속 논의의 대상이 되고 있다. Murai 등[5]은 SVD(singular value decomposition) 법을 사용했으며 Akaike[6]는 Hessian 행렬의 매우 작은 고유치들을 소거하면서 condition number를 줄이는 방법을 사용했다. Levenberg[7]는 SVD 방법보다 더 나은 영상복원을 수행하는 행렬계수법을 소개하였다. 최근에, Cohen-Bacrie 등[8]은 variance uniformization constraint를 이용한 또 다른 조정기법을 제안했고, Vauhkonen 등[9-11]은 Tikhonov 조정기법과 subspace 조정기법을 사용하여 부분적으로 좋은 결과를 얻었다.

한편, EIT의 영상복원방법 역시 크게 두 가지로 분류될 수 있다. 그 하나는 지금까지 연구의 대부분을 차지하는 정적(static) 복원방법인데, 이는 경계면에 주입한 모든 전류패턴에 의해 유기된 모든 전압값을 측정 후 컴퓨터의 메모리에 저장하여 off-line으로 일괄처리(batch processing)하여 저항률의 분포를 추정한다. 정적 복원방법은 측정 정보가 풍부하므로 저항률 값이 시간에 따라 변하지 않는 정적 영상에 대한 추정성능은 양호한 편이나, 컴퓨터의 계산부담이

많아 영상복원 속도가 비교적 느리고 시간에 따라 저항률 값이 변하는 동적 영상의 복원은 불가능하다.

나머지 하나는 최근에 시도되고 있는 동적(dynamic) 복원방법으로, 이는 경계면에 한 패턴의 전류를 주입하고 유기되는 전압값을 이용하여 저항률의 분포를 추정하는 과정을 모든 전류패턴에 대해 순차적으로 반복 연산하므로, 표적의 저항률 분포에 대한 추정 정확도는 정적 복원방법에 비해 떨어지지만, 계산부담이 현격히 줄어들고 저항률 분포가 시간에 따라 변하는 동적 영상의 복원도 가능하다. 지금까지 제시된 대표적인 동적 복원법의 연구 결과로 Vauhkonen 등[12]이 제안한 선형화된 칼만필터(linearized Kalman filter; LKF)를 이용한 영상복원 알고리즘과 Kim 등[13,14]이 제안한 확장 칼만필터를 이용한 영상복원 알고리즘을 들 수 있다. 동적 복원방법에서는 대상물체 내부의 저항률의 비선형 함수로써 기술되는 경계면의 측정전압을 공칭(nominal) 저항률 또는 추정 저항률 값에 대하여 선형화하여 측정방정식을 구하고 random walk 모델을 이용하여 상태방정식을 구성하였으며, 이러한 동적 모델(dynamic model)에 근거하여 LKF 또는 EKF를 설계하였다. 일반적으로, LKF의 추정성능은 선형화하기 위한 공칭값에 크게 의존하는데 반해, EKF에서는 가장 최근에 추정되는 저항률을 기준으로 선형화 함으로, 수렴성이 보장되는 상황에서는 추정성능이 개선된다.

한편, 이러한 동적 영상복원방법에서 복원성능은 입력 전류패턴에도 크게 의존한다. 본 논문에서는 동적 복원방법의 영상복원 성능을 다양한 입력 전류패턴에 따라 비교 분석하였다. 사용된 전류패턴으로는 삼각함수형, 근접법 및 opposite 법 등[1]이 있으며, 표적의 미세한 변화나 급격한 변화를 포함하는 시나리오에 대하여 시뮬레이션을 수행하였다.

II. 문제의 설정 및 정문제

전기 임피던스 단층촬영 시스템은 대상물체의 경계면에 부착된 여러 개의 전극을 통하여 약한 교류전류(일반적으로 수십 kHz의 주파수 범위의 수 mA 크기)를 주입하고, 전극에 유기된 전압을 측정하여 대

상물체 내부의 저항률 분포를 추정하는 장치로서, 그 개략도는 Fig. 1과 같다.

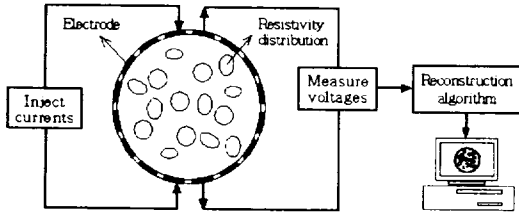


Fig. 1. Schematic diagram of EIT system.

이때, 이미 알고있는 내부 저항률의 함수로서 경계면에 유기되는 전압을 구하는 것을 정문제라고 하는데, 이는 Maxwell 방정식으로부터 다음과 같이 Neumann형의 경계조건을 갖는 비선형 Laplace 방정식으로 기술된다. 본 연구에서는 전극에서의 shunt 효과와 전극과 내부와의 접촉저항(contact impedance)을 고려한 완전전극모델(complete electrode model)[9]을 사용하였다.

$$\nabla \cdot \left(\frac{1}{\rho} \nabla u \right) = 0 \quad \text{in } \Omega \quad (1)$$

$$u + z_l \frac{1}{\rho} \frac{\partial u}{\partial \nu} = U_l, \quad x \in e_l, \quad l=1,2,\dots,L \quad (2)$$

$$\int_{e_l} \frac{1}{\rho} \frac{\partial u}{\partial \nu} ds = I_l, \quad x \in e_l, \quad l=1,2,\dots,L \quad (3)$$

$$\frac{1}{\rho} \frac{\partial u}{\partial \nu} = 0, \quad x \in \partial\Omega \cup \bigcup_{l=1}^L e_l \quad (4)$$

여기서 Ω 및 $\partial\Omega$ 는 각각 대상물체의 내부영역과 경계면을 나타내며, ρ 및 u 는 각각 Ω 에서의 저항률과 전압을, z_l, U_l 및 ν 는 각각 $\partial\Omega$ 에서의 전극과 내부와의 접촉저항, 전극에서의 전압 그리고 법선 벡터를 나타낸다. e_l 은 l 번째 전극을 의미하며, L 은 총 전극의 수이다. 위의 조건에 덧붙여, 해의 존재성과 유일성을 보장하기 위하여 다음과 같은 주입전류와 측정전압에 대한 부가적인 조건을 설정한다.

$$\sum_{l=1}^L I_l = 0 \quad (5)$$

$$\sum_{l=1}^L U_l = 0 \quad (6)$$

식 (2)~(4)의 경계조건을 갖는 비선형 Laplace 방정식에 대한 해석적인 해는 구하기가 매우 어려우므로, 수치적 방법인 유한 요소법(finite element method; FEM), 유한 차분법(finite difference method; FDM), 경계 요소법(boundary element method; BEM) 등이 사용되고 있으며, 본 연구에서는 EIT 해석에 효과적인 FEM을 사용하여 근사해를 구하였다. FEM에서는 계산영역 Ω 를 N 개의 매우 작은 요소로 세분하고, 각 요소내의 저항률 값이 일정하다고 가정하여, M 개의 각 노드전압 u 를 다음과 같이 계산한다.

$$Y u = c \quad (7)$$

여기서, $Y \in R^{M \times M}$ 는 stiffness 행렬로서 Ω 내부의 저항률의 함수이며, $c \in R^{M \times 1}$ 는 주입전류의 함수이다.

III. 동적 영상복원 알고리즘

3.1. 동적 모델(dynamic model)

찾고자하는 미지 표적의 저항률 분포 $\rho_k \in R^{N \times 1}$ 을 시스템의 상태변수로 설정하면, 이산시간 상태방정식은 다음과 같이 표현될 수 있다.

$$\rho_{k+1} = F_k \cdot \rho_k + w_k \quad (8)$$

여기서, $F_k \in R^{N \times N}$ 은 상태전이행렬(state transition matrix)으로써 일반적으로 프로세스 모델로부터 구해진다. 이때 $F_k = I_N$ (단위행렬)이면 random walk 모델이 된다. $w_k \in R^{N \times 1}$ 은 다음과 같은 공분산 행렬을 갖는 백색 가우시안(white Gaussian) 프로세스 잡음이라 가정한다.

$$\Gamma_k^w = E[w_k w_k^T] \quad (9)$$

k 번째 주입되는 전류패턴 $I_k \in R^{L \times 1}$ 에 의해 유기

되는 $\partial\Omega$ 에서의 측정전압을 $U_k \in R^{L \times 1}$ 라고 두면, 측정방정식은 다음과 같이 대상물체 내부의 저항률 분포의 비선형 함수로 기술될 수 있다.

$$U_k = V_k(\rho_k) + v_k \quad (10)$$

여기서, $v_k \in R^{L \times 1}$ 은 다음과 같은 공분산 행렬을 갖는 백색 가우시안 측정잡음이라 가정한다.

$$\Gamma_k^v = E[v_k v_k^T] \quad (11)$$

식 (10)을 반복 연산과정에서 갱신되는 저항률 분포값 ρ_{kk-1} 에 대해 1차 테일러 전개(Taylor's expansion)하면 다음과 같이 선형화 할 수 있다.

$$U_k = V_k(\rho_{kk-1}) + J_k(\rho_{kk-1}) \cdot (\rho_k - \rho_{kk-1}) + v_k \quad (12)$$

여기서, $J_k \in R^{L \times N}$ 는 다음과 같이 정의되는 Jacobian 행렬이다.

$$[J_{i,j}] \equiv \frac{\partial V_i}{\partial \rho_j}, \quad (i=1,2,\dots,L, j=1,2,\dots,N) \quad (13)$$

의사 측정치(pseudo-measurement) y_k 를 다음과 같이 정의하면,

$$y_k \equiv U_k - V_k(\rho_{kk-1}) + J_k(\rho_{kk-1}) \cdot \rho_{kk-1} \quad (14)$$

식 (12)로부터 다음과 같은 선형화된 의사 측정방정식을 구할 수 있다.

$$y_k = J_k(\rho_{kk-1}) \cdot \rho_k + v_k \quad (15)$$

따라서, 확장 칼만필터(EKF)를 설계하기 위한 동적 모델은 식 (8)의 상태방정식과 식 (15)의 의사 측정방정식으로 구성된다.

3.2. Spatial regularization

식 (8) 및 (15)로 구성되는 동적 모델에 대한 EKF

는 다음과 같이 설정되는 비용함수(cost functional)를 최소화하는 ρ_k 를 구하는 순환 최소자승(recursive least-square)범으로 요약될 수 있다.

$$J(\rho_k) = \frac{1}{2} \{ \|\rho_k - \rho_{kk-1}\|_{C_{kk-1}} \} + \|y_k - J_k(\rho_{kk-1}) \cdot \rho_k\|_{\{\Gamma_k^v\}} \quad (16)$$

여기서, $C_{kk-1} \in R^{N \times N}$ 은 오차 공분산 행렬이다. 한편, 이때 설계된 EKF는 칼만 이동행렬 계산시에 이노베이션 프로세스(innovation process) 공분산 행렬의 역행렬을 구해야 하는데, 이는 EIT 역문제의 부정치성(ill-posedness)으로 인하여 공분산 행렬의 condition number가 매우 큰 경우가 발생하므로, 역행렬 계산시에 부정확성을 초래한다. 이러한 부정치성 문제를 극복하기 위해 비용함수에 다음과 같은 제약조건(constraint)을 추가한다.

$$J_a(\rho_k) = \frac{1}{2} \{ \|\rho_k - \rho_{kk-1}\|_{C_{kk-1}} \} + \|y_k - J_k(\rho_{kk-1}) \cdot \rho_k\|_{\{\Gamma_k^v\}} + a \|R(\rho^* - \rho_k)\| \quad (17)$$

여기서, a 는 조정(regularization) 파라미터이고 $R \in R^{N \times N}$ 은 조정행렬이며, ρ^* 는 ρ_k 에 대한 *a priori* 정보이다. 가장 쉬운 방법으로는 $R = I_N$ (단위행렬), $\rho^* = 0$ 으로 선택할 수 있으나, 본 논문에서는 일반화된 Tikhonov 조정 기법[9]을 사용하였다.

확장된 의사 측정벡터 $\overline{y}_k \in R^{(L+N) \times 1}$ 및 의사 측정행렬 $H_k \in R^{(L+N) \times N}$ 을 다음과 같이 정의하면,

$$\overline{y}_k \equiv \begin{pmatrix} y_k \\ \sqrt{a} R \rho^* \end{pmatrix} \quad (18)$$

$$H_k \equiv \begin{pmatrix} J_k \\ \sqrt{a} R \end{pmatrix} \quad (19)$$

다음과 같은 확장된 의사 측정방정식을 얻을 수 있다.

$$\overline{y}_k = H_k \cdot \rho_k + \overline{v}_k \quad (20)$$

여기서, \overline{v}_k 역시 백색 가우시안 잡음으로 가정하며, 공분산 행렬 $\Gamma_k \in R^{(L+N) \times (L+N)}$ 은 다음과 같이 정의된다.

$$\Gamma_k \equiv \text{Blockdiag}[\Gamma_k^v, I_N] \quad (21)$$

따라서 식 (17)의 비용함수는 다음과 같이 표현된다.

$$J_0(\rho_k) = \frac{1}{2} \{ \|\rho_k - \rho_{kk-1}\|_{C_{kk-1}} + \|\overline{y}_k - H_k \cdot \rho_k\|_{\Gamma_k} \} \quad (22)$$

3.3. 확장 칼만필터(extended Kalman filter)

식 (22)을 최소화하는 EKF는 다음과 같이 측정갱신(measurement update) 단계와 시간갱신(time update) 단계의 반복 순환과정으로 구성된다.

◆ 측정갱신 단계

$$G_k = C_{kk-1} \cdot H_k^T \cdot [H_k \cdot C_{kk-1} \cdot H_k^T + \Gamma_k]^{-1} \quad (23)$$

$$C_{kk} = [I - G_k \cdot H_k] \cdot C_{kk-1} \quad (24)$$

$$\rho_{kk} = \rho_{kk-1} + G_k \cdot [\overline{y}_k - H_k \cdot \rho_{kk-1}] \quad (25)$$

◆ 시간갱신 단계

$$C_{k+1k} = F_k \cdot C_{kk} \cdot F_k^T + \Gamma_k^u \quad (26)$$

$$\rho_{k+1k} = F_k \cdot \rho_{kk} \quad (27)$$

식 (23)~(27)은 표적의 저항률 분포를 추정하기 위한 EKF를 구성하며, 초기조건, ρ_{10} 및 C_{10} 를 설정하여 $k=1$ 부터 K (K : 독립적인 전류패턴의 수)까지 반복 수행한다.

3.4. 전류주입 패턴

전류를 주입하고 전압을 측정하는 방법에는 neighboring method, opposite method, cross method,

multi-reference method, 및 adaptive method 등이 있다.

(1) neighboring method

전류는 이웃하는 두 전극을 통하여 주입되고, 전압은 전류가 주입되는 전극 쌍을 제외한 모든 전극 쌍에 대하여 측정된다. 그리고 전류주입을 모든 전극 쌍에 대하여 반복하여 수행한다. 이 방법의 전류분포는 매우 불균일하다. 주입되는 전류는 대부분이 경계면 근처를 통하여 흐르게 되므로, 경계면 근처에서는 저항률의 변화에 대한 민감도가 좋으나, 중심에서의 저항률의 변화에 대해서는 민감도가 떨어진다.

(2) opposite method

전류가 서로 대칭인 두 전극을 통하여 주입되고 전압은 전류주입 전극에 이웃한 전극을 기준전극으로 하여 측정된다. 이 방법의 장점은 전류밀도가 균일하고 따라서 민감도가 좋다는 것이다.

(3) cross method

위의 두 방법의 조합으로, 다음과 같이 데이터를 얻는다. 예를 들면, 1번 전극을 전류에 대한 기준전극이라 하고 2번 전극을 전압에 대한 기준전극이라고 하고, 3, 5, 7, ...번 전극에 전류를 인가하면서 나머지 전극에서 2번 전극에 대한 전압을 측정한다. 그리고 나서 차례로 기준전극을 바꾸어가면서 측정한다. 이 방법은 경계면 근처에서의 민감도가 neighboring method보다 떨어지나 영역 전체에 걸쳐서는 보다 나은 민감도를 얻을 수 있으며 matrix conditioning도 개선된다.

(4) multi-reference method

이상의 데이터 수집 방법에서는 한 쌍의 전극을 통해 크기가 일정한 전류가 주입되며, 다른 한 쌍의 전극에서 전위차를 측정한다. 그리고 다른 전극에서는 절연된다. 그러나 multi-reference method에서는 하나의 기준전극을 제외한 나머지 전극에 전극 개수만큼의 전류원을 이용하여 동시에 전류가 주입되며 기준전극에 대한 전위차를 모든 전극에 대해 동시에 측정한다. 그리고 나서는 기준전극을 바꾸어 가면서 측

정을 계속한다. 주입전류의 크기를 적절히 선택하면 대체로 균일한 전류분포를 제공할 수 있으므로 좋은 민감도를 얻을 수 있다.

(5) adaptive method

원하는 전류분포를 얻기 위해 모든 전극을 통해 적절한 크기의 전류를 동시에 주입한다. 따라서 이 방법을 optimal current method라고도 한다. 각 전극에 총 주입전류를 '0'이 되도록 하는 조건을 만족하면서 일정한 범위 내의 크기를 갖는 전류가 주입된다. 보통은 적합한 주입전류 패턴을 미리 정하고 데이터 수집과정 동안에 패턴이 변하지 않는 경우의 편리함 때문에 흔히 사용된다. 그러나 정해진 알고리즘에 따라 계속 전류주입 패턴을 변화시켜가면서 변별력을 최적으로 하는 전류패턴을 찾아가는 방법을 고려해 볼 수 있다.

IV. 컴퓨터 시뮬레이션

EIT의 측정시스템의 신호취득속도는 매우 빨라(약 0.01 frame/sec), 대부분의 경우에 매 전류패턴마다 표적이 변하는 경우는 드물다. 그렇지만 매 전류패턴마다 표적이 변하는 경우에 대해서 고려하는 것은 아주 유용하다고 사료된다. 따라서 매 전류패턴마다 표적의 미세한 변화나 급격한 변화를 포함하는 시나리오에 대하여 시뮬레이션을 수행하였고, 주입전류방법에 따라 EKF의 영상복원 성능을 비교 분석하였다.

시뮬레이션에 사용된 Fig. 2의 FEM 메쉬(mesh)의 직경은 8 cm로, 이것은 실험에서 사용되는 팬텀의 단면 직경과 일치시킨 것이다. 정문제 해석에는 Fig. 2(a)와 같이 3104개의 요소(N)와 1681개의 노드(M)를 갖는 조밀한 메쉬를 사용하였고, 역문제 해석에는 Fig. 2(b)와 같이 정문제의 요소수보다 4이 작은 776개의 요소와 453개의 노드를 갖는 성긴 메쉬를 사용하였다. 이는 사용되는 메쉬가 조밀할수록 정문제의 해는 보다 참값에 가까워지기 때문이며, 이에 반하여, 역문제의 해결 시에는 해의 수렴성을 증가시키고 계산량을 감소시키기 위해 적절하게 메쉬의 요소수를 결정한 것이다. 그리고 경계면의 어두운 부분은 전극

을 나타내며 전극 수(L)는 32개이다.

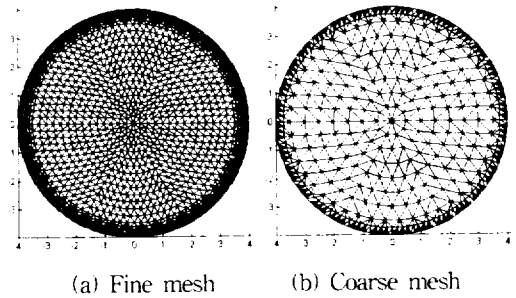


Fig. 2. FEM mesh for forward and inverse solver.

시뮬레이션에 사용된 각 파라미터 값들은 다음과 같이 설정하였다. 즉, 프로세스 잡음의 공분산은 $\Gamma_k^u = 10I_N$, 측정 잡음의 공분산은 $\Gamma_k^v = 0.001I_L$, 오차 공분산 행렬의 초기치는 $C_{10} = I_N$ 이다. 일반적으로, 오차 공분산 행렬의 초기조건에 의한 영향은 시간이 증가함에 따라 비교적 빨리 감소하기 때문에, C_{10} 의 값 설정은 중요하지 않으며, 조정 파라미터 값은 $\alpha = 1$ 로 두었다. 그리고 대상물체 내의 배경의 저항률은 300 (Ωcm)이고, 표적의 저항률은 30000 (Ωcm)로 설정하였다.

본 논문에서는 여러 전류주입방법들 중에서 neighboring method의 한 종류인 근접법(adjacent method), opposite method, 그리고 내부 불균일성에 대한 변별력이 가장 우수한 것으로 알려진 adaptive method의 한 종류인 삼각함수형 전류주입방법(trigonometric method)을 사용하여 영상복원 성능을 살펴보았다.

근접법은 이웃하는 두 전극을 통해 전류를 주입하고 모든 전극에 유기되는 전압을 측정한다. 이와 같은 방식으로 전류주입을 모든 전극 쌍에 대하여 반복하여 수행하면서 전압을 측정하므로 32개의 전류패턴이 만들어진다. 그리고 삼각함수형 전류주입방법은 32개의 전극에 각기 상이한 전류를 입력하되 전체적으로 전류의 세기분포를 삼각함수 꼴로 만드는 것으로, 본 논문에서 사용된 삼각함수형의 전류패턴은 다음과 같다.

$$I'_k = \begin{cases} \cos(k\theta_l), & l = 1, 2, \dots, 32, k = 1, 2, \dots, 16 \\ \sin((k-16)\theta_l), & l = 1, 2, \dots, 32, k = 17, 18, \dots, 31 \end{cases} \quad (28)$$

여기서, $\theta_l = 2\pi l/32$ 이다. 따라서 삼각함수형 전류 방법은 31개의 전류패턴이 생성된다. 그리고 그 중에서 첫 번째 전류패턴만을 사용하여 31번 반복 주입시키는 방법을 사용하였다.

Fig. 3의 시나리오는 크기가 작은 여러 개의 표적들이 팬텀 아래 부분에서 위로 올라오고 있는 경우로, 단면에서 볼 때는 매 전류패턴마다 표적이 다소 랜덤하게 나타났다가 사라지는 경우에 해당한다.

Fig. 3(a)는 매 전류패턴마다 변하는 표적을 나타낸 것이고, Fig. 3(b)는 첫 번째 복원방법으로, 31개의 전류패턴을 갖는 삼각함수형 전류방법에서 첫 번째 전류패턴만을 사용하여 31번 반복 주입시키면서 얻은 각각의 전압 데이터로부터 영상으로 복원한 결과이고, Fig. 3(c)는 두 번째 복원방법으로, 31개의 전류패턴을 갖는 삼각함수형 전류방법을 사용하여 모든 패턴을 순차적으로 주입시키면서 얻은 각각의 전압 데이터로부터 영상으로 복원한 결과이고, Fig. 3(d)는 세 번째 복원방법으로, 32개의 전류패턴을 갖는 근접법을 사용하여 순차적으로 전류를 주입시키면서 얻은 각각의 전압 데이터로부터 영상으로 복원한 결과이고, 마지막으로, Fig. 3(e)는 네 번째 복원방법으로, 16개의 전류패턴을 갖는 opposite 방법을 두 번 반복하여 전류를 주입시키면서 얻은 각각의 전압 데이터로부터 영상으로 복원한 결과이다.

매 전류패턴마다 변하는 표적에 대한 전류주입방법에 따른 영상복원 결과, 첫 번째 전류주입방법에 의한 EKF 알고리즘의 복원영상이 시간 해상도(temporal resolution) 면에서 각각의 변화를 비교적 잘 추정하고 있으며, 공간 해상도(spatial resolution) 면에서도 표적의 크기에 대하여 어느 정도의 변화를 추정하고 있음을 확인할 수 있다. 이는 삼각함수형 전류주입방법에서 첫 번째 전류패턴의 세기(크기)가 크고 표적에 대한 변별력이 우수하기 때문이라고 사료된다. 두 번째 전류주입방법에 의한 복원영상에서는 9번째 이후나 22번째 이후부터는 복원영상이 희미하

고 표적의 위치를 찾지 못하고 있다. 이는 삼각함수형 전류주입방법에서 해당부분의 전류패턴의 세기가 약해지고 변별력이 작아지기 때문이라고 사료된다. 세 번째 전류주입방법에 의한 복원영상을 보면, 표적의 위치가 전류패턴 주입위치와 인접할 경우에만 좋은 복원성능을 나타내고 그렇지 못한 경우에는 복원 성능이 훨씬 떨어지고 있음을 확인할 수 있다. 이는 이웃하는 두 전극을 통해서만 전류를 주입하고 전압을 측정하기 때문에 전류를 주입하고 있는 전극 주위에서는 높은 감도(sensitivity)를 갖지만, 그 이외의 영역에서는 표적에 대한 변별력이 떨어지기 때문이라고 사료된다. 네 번째 전류주입방법에 의한 복원영상을 보면, 매 전류패턴마다 변하는 표적에 대해 전체적으로 첫 번째 방법과 유사하게 비교적 잘 추정하고 있으나, 복원영상이 팬텀 단면 내에 전반적으로 넓게 퍼져 복원되고 있음을 확인할 수 있다. 이는 서로 대칭되는 두 전극을 통하여 전류를 주입하기 때문이라고 사료된다.

V. 결론

본 논문에서는, 동적 복원방법의 영상복원 성능을 다양한 입력 전류패턴에 따라 비교 분석하였다. 사용된 전류주입방법으로는 삼각함수형 전류주입방법, 근접법 및 oppsite 방법 등이 있으며, 표적의 미세한 변화나 급격한 변화를 포함하는 시나리오에 대하여 시뮬레이션을 수행하였다. 매 전류패턴마다 변하는 표적에 대한 영상복원 결과, 사용된 전류주입방법들 중에서 삼각함수형 전류주입방법, 특히 첫 번째 전류패턴만을 사용하여 반복 주입시키는 방법이 시간 해상도 면에서 각각의 변화를 비교적 잘 추정하고 있으며, 공간 해상도 면에서도 표적의 크기를 비교적 잘 추정하고 있음을 확인할 수 있다.

주입 전류패턴에 따른 영상복원 성능에 대한 해석적인 분석은 향후 해결해야 할 과제로 남아있다.

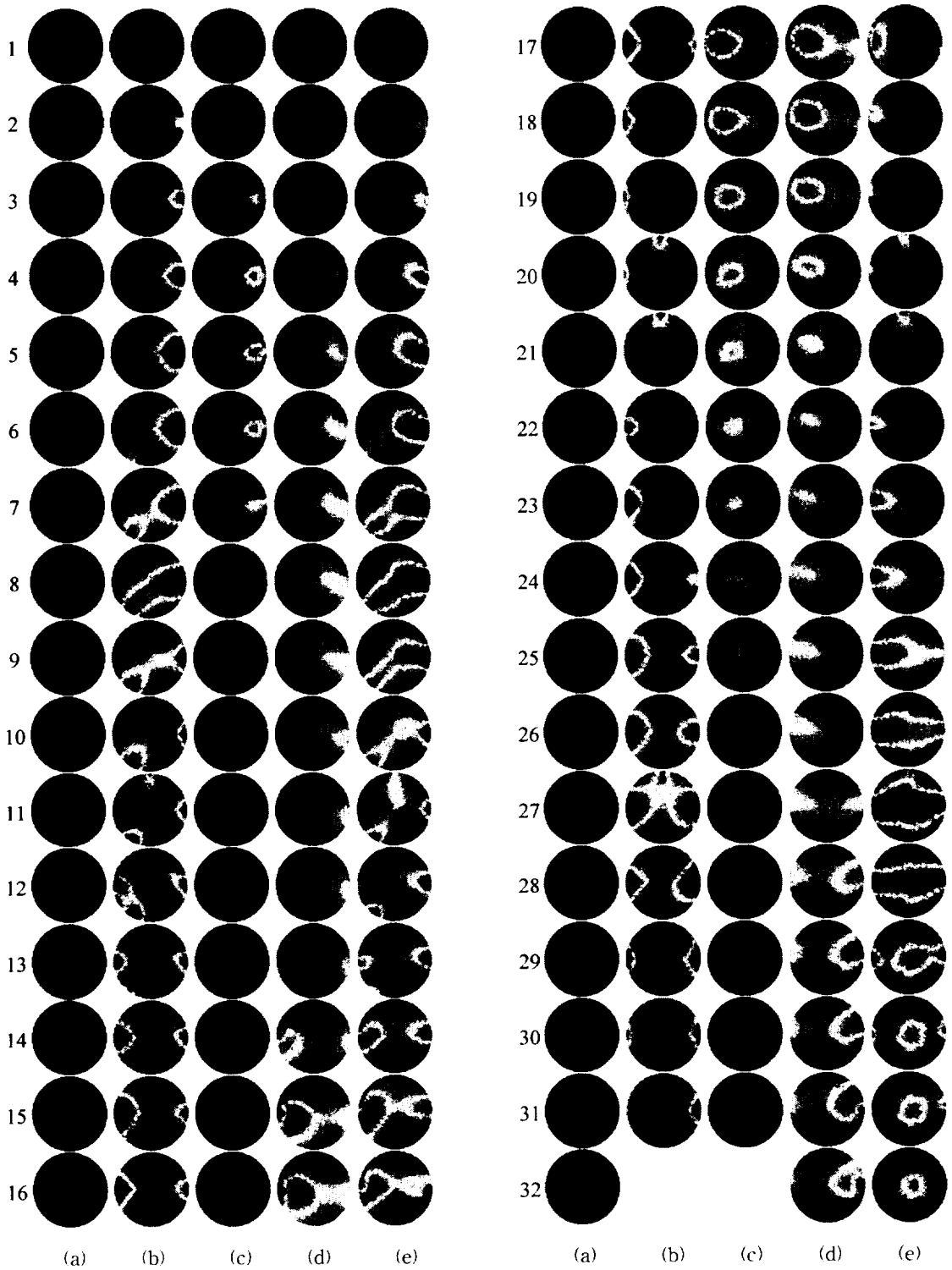


Fig. 3. Reconstructed images by EKF according to current injection methods
 (a) true targets (b) one trigonometric (c) all trigonometric (d) adjacent (e) opposite.

감사의 글

본 논문은 과학재단 특정기초과제, Grant No. R01-2002-000-0040-0(2002)에 의해 지원되었습니다.

참고문헌

- [1] J.G. Webster, 1990, Electrical Impedance Tomography, Adam Hilger.
- [2] M. Cheney, D. Isaacson, and J.C. Newell, 1999, Electrical Impedance Tomography, SIAM Review, Vol. 41, No. 1, pp. 85-101.
- [3] C.G. Xie, N. Reinecke, M.S. Beck, D. mewes, and R.A. Williams, 1995, Electrical Tomography Techniques for Process Engineering Applications, The chemical Engineering Journal, Vol. 56, pp. 127-133.
- [4] S.L. Ceccio and D.L. George, 1996, Review of Electrical Impedance Techniques for the Measurement of Multiphase Flows, Journal of Fluids Engineering, Vol. 118, pp. 391-399.
- [5] T. Murai, and Y. Kagawa, 1985, Electrical Impedance Computed Tomography Based on a Finite element Model, IEEE Transactions on Biomedical Engineering, Vol. 32, No. 3, pp. 177-184.
- [6] H. Akaike, 1974, A New Look at Statistical Model Identification, IEEE Transactions on Automatic Control, Vol. 19, No. 6, pp. 716-723.
- [7] L. Ovacik, O.C. Jones, 1998, Development of an Electrical Impedance Computed Tomographic Two-Phase Flows Analyzer, Final Report for the U.S. Department of Energy, Energy Research Office, Nuclear Engineering research Program, Contract Number DEFG07-90ER13032, Rensselaer Polytechnic Institute.
- [8] C. Cohen-Bacrie, Y. Goussard, and R. Guardo, 1997, Regularized Reconstruction in Electrical Impedance Tomography Using a Variance Uniformization Constraint, IEEE Transactions on Medical Imaging, Vol. 16, No. 5, pp. 170-179.
- [9] M. Vauhkonen, 1997, Electrical Impedance Tomography and Prior Information, Doctoral Dissertation, Dept. Applied Physics, University Kuopio.
- [10] M. Vauhkonen, D. Vadász, P.A. Karjalainen, E. Somersalo, and J.P. Kaipio, 1998, Tikhonov Regularization and Prior Information in Electrical Impedance Tomography, IEEE Transactions on Biomedical Engineering, Vol. 17, No. 2.
- [11] M. Vauhkonen, D. Vadasz, P.A. Karjalainen, and J.P. Kaipio, Subspace Regularization Method for Electrical Impedance Tomography, 1996, 1st International Conference on Bioelectromagnetism, Tampere, Finland, pp. 9-13.
- [12] M. Vauhkonen, P.A. Karjalainen, and J.P. Kaipio, 1998, A Kalman Filter Approach to Track Fast Impedance Changes in Electrical Impedance Tomography, IEEE Transactions on Biomedical Engineering, Vol. 45, No. 4, pp. 486-493.
- [13] K.Y. Kim, B.S. Kim, M.C. Kim, Y.J. Lee, and M. Vauhkonen, 2001, Image Reconstruction in Time-Varying Electrical Impedance Tomography Based on the Extended Kalman Filter, Measurement Science and Technology, Vol. 12, No. 8, pp. 1032-1039.
- [14] K.Y. Kim, S.I. Kang M.C. Kim, S. Kim, Y.J. Lee, and M. Vauhkonen, 2002, Dynamic Imaging in Electrical Impedance Tomography with Known Internal Structures, Inverse Problems in Engineering, Vol. 11, No. 1, pp. 1-19.